

Hugo Dias Cardoso

ESCALONAMENTO DE CARGAS DE UTILIZAÇÃO FINAL NO SECTOR RESIDENCIAL

Mestrado Integrado em Engenharia Electrotécnica e de Computadores

JULHO 2012



UNIVERSIDADE DE COIMBRA



UNIVERSIDADE DE COIMBRA

Departamento de Engenharia Electrotécnica e de Computadores

Mestrado Integrado em Electrotécnica e de Computadores

ESCALONAMENTO DE CARGAS DE UTILIZAÇÃO FINAL NO SECTOR RESIDENCIAL

Aluno:

Hugo Dias Cardoso

Presidente:

Professor Doutor José Manuel Fernandes Craveirinha

Orientadores:

Professor Doutor Álvaro Filipe Peixoto Cardoso de Oliveira Gomes

Professor Doutor Carlos Henggeler de Carvalho Antunes

Vogais:

Professor Doutor Marco Alexandre Cravo Gomes

Agradecimentos

Ao Professor Doutor Álvaro Filipe Gomes e ao Professor Doutor Carlos Henggeler Antunes pela total disponibilidade, pela dedicação e por todo o apoio prestado ao longo da realização deste trabalho.

À Eng.^a Ana Soares pelas sugestões, críticas e ajuda prestada.

Aos amigos e colegas do DEEC por todo o apoio.

À minha família pela constante motivação, pelo apoio incondicional e por estarem sempre presentes.

À minha namorada, Nargiza, pelo encorajamento, compreensão e pelo carinho.

Resumo

Nesta dissertação propõe-se uma abordagem baseada em meta-heurísticas ao escalonamento de cargas no sector residencial.

O modelo proposto faz o escalonamento de cargas para o dia seguinte, onde há conhecimento *à priori* dos preços de energia eléctrica praticados, nível de potência contratada, preferências do utilizador assim como a previsão da potência das cargas que o algoritmo não controla (carga base). Foram tomadas em consideração cargas cíclicas (máquina de lavar roupa, máquina de secar roupa e máquina de lavar louça), termoacumulador e veículo eléctrico.

O objectivo principal do escalonamento de cargas é a minimização do custo de energia eléctrica consumida sendo, no modelo proposto, tido em conta a estrutura de preferências do utilizador relativamente à utilização dos diferentes serviços de energia, assim como a minimização da probabilidade da potência consumida exceder a potência contratada e originar cortes no fornecimento de energia. Estas duas últimas características do modelo proposto são mais valias significativas relativamente a propostas alternativas que existem na literatura.

É feita uma análise comparativa do desempenho de dois algoritmos usados no escalonamento de cargas, um baseado em *Particle Swarm Optimization* outro em Algoritmos Genéticos.

É apresentado um estudo de caso detalhado onde se evidencia a capacidade do modelo proposto e do algoritmo implementado em lidar com situações complexas em termos de estruturas de preços e de preferências do utilizador.

Palavras chave: Gestão da Procura, *Particle Swarm Optimization*, Algoritmos Genéticos, Escalonamento de cargas, Algoritmos de escalonamento de cargas.

Abstract

This thesis proposes an approach based on meta-heuristics to the load scheduling in the residential sector.

The proposed model looks at the next day energy prices (which are previously known), contracted power, user preferences, even as prediction power base load (or uncontrolled load).

The load scheduling considers cyclic loads (washing machine, dish machine, dryer machine), water heater and electric vehicle charge.

Beyond the main purpose of minimize the cost of energy consumption, were taken into account the minimizing the discomfort of the user, as well as minimizing the probability of load exceeds the contracted power and cause power cut.

This thesis proposes two management algorithms to solve load scheduling problem, the first one based on Genetic Algorithms, and the second one based on Particle Swarm Optimization. A comparison is made between them.

Subsequently, it is presented a detailed case study where it shows the ability of the proposed model and of the implemented algorithm implemented in dealing with complex situations in terms of pricing structures and user preferences.

Palavras chave: Demand Response, Particle Swarm Optimization, Genetic Algorithms, Load Shedding, Management Algorithms.

Índice

Agradecimentos	I
Resumo	II
Abstract	III
Índice	IV
Lista de abreviaturas	VI
Lista de figuras	VII
Lista de tabelas	X
1. Introdução	1
2. Gestão da procura	3
2.1 PROGRAMAS DE GP	3
2.1.1 PROGRAMAS BASEADOS EM PREÇOS	4
2.1.2 PROGRAMAS BASEADOS EM INCENTIVOS	5
2.2 BENEFÍCIOS DE GP	6
2.2.1 BENEFÍCIOS DIRECTOS	6
2.2.2 BENEFÍCIOS COLATERAIS	6
2.2.3 OUTROS BENEFÍCIOS	6
3. Classificação e caracterização de cargas	7
3.1.1 MÁQUINA DE LAVAR ROUPA (MLR)	8
3.1.2 MÁQUINA DE SECAR ROUPA (MSR)	10
3.1.3 MÁQUINA DE LAVAR LOUÇA (MLL)	11
3.1.4 TERMOACUMULADORES	12
3.1.5 EQUIPAMENTOS DE FRIO	13
3.1.6 EQUIPAMENTOS DE CLIMATIZAÇÃO	14
3.1.7 VEÍCULO ELÉCTRICO (VE)	15
4. Escalonamento de cargas - estado da arte	16
4.1 INTRODUÇÃO	16
4.2 RESTRIÇÕES E PREFERÊNCIAS	17
4.2.1 RESTRIÇÕES DE ESCALONAMENTO	18
4.2.2 PREFERÊNCIAS DE ESCALONAMENTO	19
4.3 ALGORITMOS DE ESCALONAMENTO	19
4.3.1 <i>PARTICLE SWARM OPTIMIZATION</i>	20
4.3.2 <i>BINARY PARTICLE SWARM OPTIMIZATION</i>	21
4.3.3 ALGORITMOS GENÉTICOS	22
5. Modelo para escalonamento de cargas	26
5.1 CARGAS A ESCALONAR	26
5.1.1 MLL, MLR E MSR	26
5.1.2 TERMOACUMULADOR	27
5.1.3 VEÍCULO ELÉCTRICO	28
5.2 RESTRIÇÕES E PREFERÊNCIAS NO ESCALONAMENTO	29

5.2.1	RESTRIÇÃO DE POTÊNCIA MÁXIMA	30
5.2.2	RESTRIÇÃO DE <i>SLOTS</i> DE TEMPO	30
5.2.3	PREFERÊNCIA DE SEGURANÇA	33
5.3	MODELO MATEMÁTICO	35
5.4	ESCOLHA DE MÉTODO/ALGORITMO	37
5.4.1	OPTIMIZAÇÃO CÍCLICA COM <i>PSO</i>	37
5.4.2	OPTIMIZAÇÃO COM AG	40
6.	Comparação dos algoritmos propostos	44
6.1	CARACTERIZAÇÃO DA COMPARAÇÃO	44
6.2	ANÁLISE DE RESULTADOS	47
7.	Estudo de caso	50
7.1	PARAMETRIZAÇÃO DO AG	50
7.1.1	<i>CROSSOVER</i>	51
7.1.2	MUTAÇÃO	52
7.1.3	NÚMERO DE INDIVÍDUOS DE UM TORNEIO	52
7.1.4	NÚMERO DE INDIVÍDUOS E GERAÇÕES	53
7.2	CARACTERIZAÇÃO DO ESTUDO DE CASO	54
7.3	ANÁLISE DE RESULTADOS	57
7.4	REDUÇÃO DOS ENCARGOS DO CUSTO DE ENERGIA	61
8.	Conclusão	62
Bibliografia		63
1.	Anexos	65
ANEXO A.	COMPARAÇÃO DOS ALGORITMOS PROPOSTOS	65
A.	CENÁRIO 1	65
B.	CENÁRIO 3	65
C.	CENÁRIO 5	65
ANEXO B.	ESTUDO DE CASO	67
A.	CENÁRIO 1	67
B.	CENÁRIO 2	67
C.	CENÁRIO 3	67
D.	CENÁRIO 4	67
E.	CENÁRIO 5	68
F.	CENÁRIO 6	69
G.	CENÁRIO 7	70
H.	CENÁRIO 8	71
ANEXO C.	PARAMETRIZAÇÃO DO AG	73
A.	VARIAÇÃO DA TAXA DE <i>CROSSOVER</i> SEM MUTAÇÃO	73
B.	VARIAÇÃO DA TAXA DE MUTAÇÃO	73
C.	VARIAÇÃO DO NÚMERO DE PARTICIPANTES NO TORNEIO DE SELECÇÃO	73
D.	VARIAÇÃO DO TAMANHO DA POPULAÇÃO GERACIONAL E NÚMERO DE GERAÇÕES	74

Lista de Abreviaturas

Abreviatura	Descrição
AG	Algoritmo Genético
<i>BPSO</i>	<i>Binary Particle Swarm Optimization</i>
DGP	Dispositivo Controlador de Potência
GP	Gestão da Procura
MLL	Máquina de Lavar Louça
MLR	Máquina de Lavar Roupa
MSR	Máquina de Secar Roupa
PPU	Programas de Períodos de Uso
<i>PSO</i>	<i>Particle Swarm Optimization</i>
SEE	Sistemas de Energia Eléctrica
VE	Veículo Eléctrico

Lista de Figuras

Figura 1 - Diferentes programas de GP	4
Figura 2 - Escalas de tempo dos diferentes programas de GP [1]	4
Figura 3 - Classificação de diferentes tipos de cargas [2]	8
Figura 4 - À esquerda: repartição dos consumos de electricidade residenciais pelos diferentes usos finais (2002) [6]; À direita: repartição dos consumos de electricidade residenciais segundo a classificação de cargas [2]	8
Figura 5 - Ciclos de funcionamento de uma MLR com diferentes temperaturas de lavagem	9
Figura 6 - Consumo de energia eléctrica de uma MLR consoante a temperatura de lavagem [9]	9
Figura 7 - Diagrama de carga nacional médio das MLR [9]	9
Figura 8 - Ciclo típico funcionamento de uma MSR [9]	10
Figura 9 - Diagrama de carga nacional médio de máquinas de secar roupa [9]	10
Figura 10 - Ciclo de funcionamento de uma MLL	11
Figura 11 - Diagrama nacional médio de MLL [9]	11
Figura 12 - Consumo típico de um termoacumulador com potência de 4 kW e unidade de armazenagem [8]	12
Figura 13 - Diagrama médio de um termoacumulador em dias de fim de semana e fora destes [10]	13
Figura 14 - Variação do consumo de água entre as diferentes estações do ano [5]	13
Figura 15 - Ciclo de funcionamento de um frigorífico	14
Figura 16 - Ciclo de funcionamento de um ar condicionado e respectiva temperatura ambiente	15
Figura 17 - Diagrama médio de um ar condicionado com inverter em dias de fim de semana e fora destes [10]	15
Figura 18 - Exemplo de carregamento dum VE (Chevrolet Volt 2011) [13]	16
Figura 19 - Número médio de chegada de veículos a casa [14]	16
Figura 20 - Exemplo de uma iteração do algoritmo PSO, com a representação das posições e velocidades respectivas [24]	21
Figura 21 - Função de sigmoid	22
Figura 22 - Fluxograma do funcionamento do Algoritmo Genético	23
Figura 23 - Método da roleta	24
Figura 24 - Selecção pelo método do torneio, com 3 concorrentes	24
Figura 25 - a) Crossover binário de 1 ponto; b) Crossover binário de 2 pontos	24
Figura 26 - a) Crossover inteiro de 1 ponto; b) Crossover inteiro de 2 pontos	24
Figura 27 - Mutação de 1 bit	25
Figura 28 - Mutação de 1 inteiro	25
Figura 29 - Exemplo de deslocamento de uma carga cíclica no tempo	26
Figura 30 - Modelo alternativo de um termoacumulador	27
Figura 31 - Modelo alternativo de carregamento do VE	28
Figura 32 - Importância de diagramas com alta resolução temporal	30
Figura 33 - Exemplo de várias cargas com slots	31
Figura 34 - Exemplo de vários slots para um único ciclo	32
Figura 35 - Penalização de slot entre as 23 e as 24 horas	32
Figura 36 - Penalização de slot 2 relativamente ao slot 2	32
Figura 37 - Exemplo de alteração da potência de carga base: a) Escalonamento baseado em previsões; b) Diagrama de cargas na realidade	33
Figura 38 - Exemplo de alteração da potência de carga base: a) Escalonamento baseado em previsões e considerando a redução da potência de ponta; b) Diagrama de cargas na realidade	34
Figura 39 - Exemplos de diagramas de carga: a) Com sobreposição de ciclos; b) Sem sobreposição de ciclos	35
Figura 40 - Exemplo de escalonamento de duas cargas cíclicas, cada uma com dois slots de tempo	38
Figura 41 - Combinações restantes do escalonamento para dois ciclos e duas cargas	38
Figura 42 - Número de escalonamentos possíveis para um dado número de ciclos e slots de tempo	39
Figura 43 - Problema de escalonamento: a) escalonamento simultâneo dos ciclos (AG); b) escalonamento individual dos ciclos (PSO)	39
Figura 44 - Alocação de ciclo com a primeira representação binária (minuto de início: 50)	41
Figura 45 - Alocação de ciclo com a segunda representação binária (minuto de início: 50)	41
Figura 46 - Exemplo de crossover do escalonamento do cargas	42
Figura 47 - Exemplo de mutação no escalonamento de cargas	43
Figura 48 - Modelo de elitismo de substituição dos piores indivíduos da geração $g+1$ pelos melhores indivíduos da geração g	44
Figura 49 - Potência contratada de dois níveis (3,45 kW durante o dia e 6,9 kW durante a noite)	45
Figura 50 - Slots de tempo do tipo 1	46
Figura 51 - Slots de tempo do tipo 2	46

Figura 52 - Slots de tempo do tipo 3	46
Figura 53 - Tarifa de preços multi-horária	46
Figura 54 - Tarifa de preços em tempo real	46
Figura 55 - Cargas cíclicas do problema de escalonamento para a comparação do algoritmo baseado em PSO e AG	47
Figura 56 - Exemplo de escalonamento de 3 cargas com o algoritmo baseado em PSO (custo da função objectivo: 0,6531) - cenário 5	49
Figura 57 - Exemplo de escalonamento de 3 cargas com AG (custo da função objectivo: 0,5632) - cenário 5	49
Figura 58 - Solução máxima, mínima e média para cada taxa de crossover (com mutação)	51
Figura 59 - Solução máxima, mínima e média para cada taxa de crossover (sem mutação)	51
Figura 60 - Solução máxima, mínima e média para cada taxa de mutação	52
Figura 61 - Solução mínima, máxima e média para vários números de participantes no torneio de selecção	53
Figura 62 - Solução máxima, mínima e média para cada caso da população total de 5000 indivíduos	54
Figura 63 - Slots de tempo do tipo 1 do estudo de caso	55
Figura 64 - Slots de tempo do tipo 2 do estudo de caso	55
Figura 65 - Tarifa de preços bi-horária	55
Figura 66 - Tarifa de preços tri-horária	55
Figura 67 - Tarifa de preços multi-horária	55
Figura 68 - Tarifa de preços em tempo real	55
Figura 69 - Potência contratada de dois níveis	56
Figura 70 - Ciclos de cargas a escalonar	56
Figura 71 - Melhor custo da função objectivo em cada geração para 30 corridas: a) cenário 1; b) cenário 2; c) cenário 3; d) cenário 4	57
Figura 72 - Exemplo 1 de escalonamento do cenário 4 (maior custo da função objectivo: 2,5752)	58
Figura 73 - Exemplo 2 de escalonamento do cenário 4 (menor custo da função objectivo: 2,5228)	58
Figura 74 - Melhor custo da função objectivo em cada geração para 30 corridas (cenário 7)	59
Figura 75 - Exemplo 1 de escalonamento do cenário 7 (maior custo: 4,3519) slots de tempo da carga 3	59
Figura 76 - Exemplo 2 de escalonamento do cenário 7 (menor custo: 4,3320) slots de tempo da carga 3	60
Figura 77 - Exemplo de escalonamento do cenário 5 (menor custo: 3,3952)	60
Figura 78 - Tempo de escalonamento do algoritmo baseado em PSO e número de combinações (cenário 1)	65
Figura 79 - Tempo de escalonamento do algoritmo baseado em PSO e número de combinações (cenário 3)	65
Figura 80 - Exemplo de escalonamento de 5 cargas com o algoritmos baseado em PSO (custo da função objectivo: 1,2338) - cenário 5	65
Figura 81 - Exemplo de escalonamento de 5 cargas com o AG (custo da função objectivo: 1,1437) - cenário 5	66
Figura 82 - Exemplo de escalonamento do cenário 1	67
Figura 83 - Exemplo de escalonamento do cenário 2	67
Figura 84 - Exemplo de escalonamento do cenário 3	67
Figura 85 - 200 indivíduos e 100 gerações (cenário 4 - estudo de caso)	67
Figura 86 - 100 indivíduos e 50 gerações (cenário 5 - estudo de caso)	68
Figura 87 - 200 indivíduos e 100 gerações (cenário 5 - estudo de caso)	68
Figura 88 - 300 indivíduos e 150 gerações (cenário 5 - estudo de caso)	68
Figura 89 - Exemplo 1 de escalonamento do cenário 5 (maior custo: 3,4245) slots de tempo da carga 2	68
Figura 90 - Exemplo 2 de escalonamento do cenário 5 (menor custo: 3,3952)	69
Figura 91 - 100 indivíduos e 50 gerações (cenário 6 - estudo de caso)	69
Figura 92 - 200 indivíduos e 100 gerações (cenário 6 - estudo de caso)	69
Figura 93 - 300 indivíduos e 150 gerações (cenário 6 - estudo de caso)	69
Figura 94 - Exemplo de escalonamento do cenário 6	70
Figura 95 - 100 indivíduos e 50 gerações (cenário 7 - estudo de caso)	70
Figura 96 - 300 indivíduos e 100 gerações (cenário 7 - estudo de caso)	70
Figura 97 - 300 indivíduos e 150 gerações (cenário 7 - estudo de caso)	70
Figura 98 - 100 indivíduos e 50 gerações (cenário 8 - estudo de caso)	71
Figura 99 - 200 indivíduos e 100 gerações (cenário 8 - estudo de caso)	71
Figura 100 - 300 indivíduos e 100 gerações (cenário 8 - estudo de caso)	71
Figura 101 - Exemplo 1 de escalonamento do cenário 8 (maior custo: 3,1753)	71
Figura 102 - Exemplo 2 de escalonamento do cenário 8 (menor custo: 3,1147)	72
Figura 103 - Taxa de crossover 40% (sem mutação)	73
Figura 104 - Taxa de mutação 40%	73
Figura 105 - 2 participantes	73
Figura 106 - 7 participantes	74
Figura 107 - 2 participantes (20 indivíduos e 80 gerações)	74
Figura 108 - 7 participantes (20 indivíduos e 80 gerações)	74
Figura 109 - Caso 3 - 100 indivíduos e 50 gerações	74

Lista de Tabelas

<i>Tabela 1 - Resumo de cenários (comparação de algoritmos)</i>	45
<i>Tabela 2 - Especificação de cargas (comparação de algoritmos)</i>	47
<i>Tabela 3 - Melhor solução da função objectivo para cada algoritmo em 30 corridas (comparação de algoritmos)</i>	47
<i>Tabela 4 - Custo de aquisição de energia e penalizações de slots de tempo para a melhor solução da função objectivo para cada algoritmo em 30 corridas (comparação de algoritmos)</i>	48
<i>Tabela 5 - Tempo médio de escalonamento em segundos, para 30 corridas de cada algoritmo (comparação de algoritmos)</i>	50
<i>Tabela 6 - Variação do número de indivíduos por geração, e o número de gerações para uma população total constante</i>	54
<i>Tabela 7 - Resumo de cenários do estudo de caso</i>	54
<i>Tabela 8 - Especificações de cargas (estudo de caso)</i>	56
<i>Tabela 9 - Resumo dos parâmetros do AG para os 8 cenários (estudo de caso)</i>	57
<i>Tabela 10 - Soluções de escalonamento para 30 escalonamentos dos cenários 1 a 4 (estudo de caso)</i>	57
<i>Tabela 11 - Soluções de escalonamento para 30 escalonamentos dos cenários 5 a 8 (estudo de caso)</i>	59
<i>Tabela 12 - Resumo de poupanças relativamente ao caso de não escalonamento para os cenários 1 a 8</i>	61

1. Introdução

Esta dissertação visa apresentar o trabalho desenvolvido no segundo semestre do ano lectivo 2011/2012 no âmbito da unidade curricular Dissertação do MIEEC da FCTUC. O objectivo do trabalho foi a implementação e análise comparativa de algoritmos que permitam efectuar o escalonamento de cargas residenciais para o dia seguinte, de modo a minimizar o custo da factura de energia eléctrica do consumidor, sem esquecer o nível de conforto e a qualidade do serviço de energia fornecido. Foram implementados e comparados dois algoritmos, tendo sido escolhido um deles para um estudo de caso mais detalhado. Este tipo de algoritmos poderão ser implementados em hardware de sistemas locais de gestão de energia em ambiente residencial. Tal sistema deverá possuir uma interface que permita ao utilizador parametrizar as cargas a colocar em funcionamento no dia seguinte, assim como as suas preferências relativas a cada carga, que servirão de dados de entrada ao algoritmo de escalonamento. Complementares a estes dados de entrada estarão disponíveis previsões de preços, com resolução temporal diversa, que o algoritmo utilizará para efectuar o escalonamento que será implementado pelo sistema local de gestão de energia.

No capítulo 2 será efectuada uma breve abordagem à Gestão da Procura (GP), nomeadamente quanto à sua necessidade, aos tipos de programas existentes e os impactos provocados tanto nos Sistemas de Energia Eléctrica (SEE) como ao nível de utilização final de energia. Este capítulo tem como objectivo contextualizar a necessidade de algoritmos de escalonamento de cargas residenciais.

O Capítulo 3 pretende classificar e caracterizar as cargas de uso residencial, apresentando não só dados estatísticos relativos a estas, como também os seus ciclos de funcionamento e períodos típicos de funcionamento.

O Capítulo 4 faz uma abordagem centrada nos algoritmos de escalonamento de cargas implementados por vários investigadores, com especial incidência nas restrições e preferências consideradas para cada carga. É realizada também uma descrição conceptual do *Particle Swarm Optimization (PSO)* e dos Algoritmos Genéticos (AG), uma vez que estes são amplamente utilizados em vários processos de escalonamento de cargas.

No capítulo 5 são tecidas considerações em relação aos algoritmos de escalonamento implementados no contexto desta dissertação. Numa primeira fase são descritas as restrições/preferências de escalonamento e apresentado o modelo matemático, numa segunda fase é efectuada uma abordagem pormenorizada da implementação de cada algoritmo no contexto do escalonamento de cargas.

O capítulo 6 é reservado à comparação dos dois algoritmos implementados, comparando o seu desempenho em diferentes cenários reais, e o capítulo 7 dedica-se à apresentação do estudo de caso em que o AG é parametrizado e sujeito a vários cenários de escalonamento contando com cargas cíclicas (Máquina de Lavar Roupa (MLR), Máquina de Secar Roupa (MSR) e Máquina de Lavar Louça (MLL)), assim como, termoacumulador e o Veículo Eléctrico (VE).

2. Gestão da Procura

A Gestão da Procura (GP) pode definir-se, num sentido mais estrito, como sendo as alterações introduzidas pelos consumidores no normal funcionamento das cargas de utilização final, com o objectivo de reduzir o custo de energia, ou usufruir de incentivos monetários sem, todavia, degradar a qualidade do serviço de energia fornecido [1].

Durante a década de 1970, devido às crises energéticas e ao rápido crescimento do consumo de energia eléctrica, a participação mais activa da procura na gestão dos SEE, nomeadamente na sua maior contribuição para o estado de equilíbrio que deve existir sempre entre a oferta e a procura, tornou-se cada vez mais atractiva. Era claro que a GP poderia ser uma contribuição mais económica para a exploração eficiente dos SEE. Estudos diversos podem ser encontrados acerca do potencial da GP para o incremento da fiabilidade dos sistemas, redução de perdas, redução de custos de abastecimento e maior eficiência económica [1].

Mais recentemente, a GP tornou-se também um potencial e atractivo contribuinte para a sustentabilidade ambiental e facilitadora de uma maior penetração das renováveis [2].

Com a evolução dos SEE no sentido das *smart-grids*, a permitir uma mais frequente e detalhada comunicação entre sistema de energia e consumidor, com o surgimento da microprodução e dos veículos eléctricos, a GP é levada para um novo patamar: por um lado, cargas que até aqui não eram normalmente consideradas como fazendo parte das cargas que poderiam ser usadas pela GP passaram também a fazer parte do conjunto de cargas controláveis usáveis na GP e, por outro lado, do ponto de vista do consumidor surge um novo paradigma que assenta na gestão de todos os recursos envolvidos: cargas controláveis, microgeração local e armazenamento (dedicado ou como fazendo parte do veículo eléctrico). Esta gestão integrada de recursos, que para o consumidor terá como objectivo principal a redução dos seus encargos com a energia, continua a propiciar benefícios ao nível dos SEE, agora eventualmente mais fáceis de realizar, podendo também ser usada por um comercializador como ferramenta de fidelização de consumidores ou atracção de novos, ou como forma de aumentar os seus lucros. Há pois a necessidade de desenvolver uma abordagem metodológica centrada no consumidor sem descurar os impactos que a geração descentralizada tem na rede [3] [4].

2.1 Programas de GP

Ao conjunto de actividades que é necessário realizar para a implementação de medidas de GP é usual chamar-se programa de GP, podendo incluir estudos diversos e acções piloto, a implementação das medidas e avaliação dos impactos das medidas. A GP pode ser dividida em

programas baseados em preços, ou em incentivos [1] [5] (ver Figura 1). Grosso modo os programas baseados em preços, fornecem estímulos indirectos à implementação das acções de GP, sendo os sistemas tarifários os instrumentos habitualmente utilizados para isso. No caso dos programas baseados em incentivos, as medidas são impostas a troco de estímulos monetários pela aceitação de tais medidas.

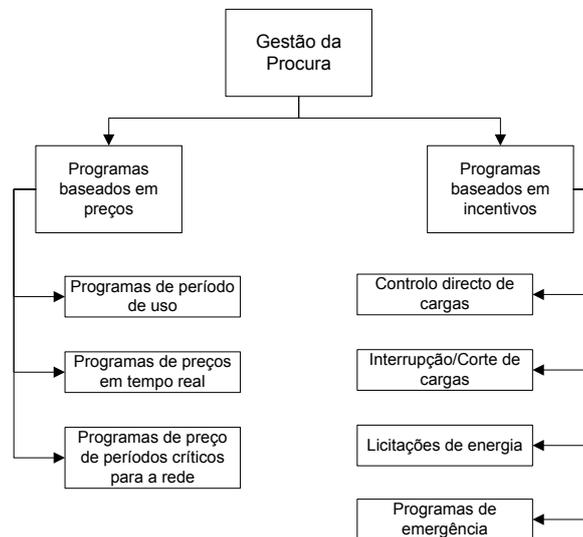


Figura 1 - Diferentes programas de GP

Quando analisados os programas baseados em preços e em incentivos numa perspectiva temporal verifica-se a sua implementação em diferentes escalas de tempo, como é possível observar pela seguinte Figura 2. Ou seja, os impactos das diferentes acções que fazem parte do portfólio da GP são mensuráveis em instantes de tempo diversos, fazendo deste facto um factor diferenciador do interesse que diferentes entidades podem ter em diferentes acções de GP.

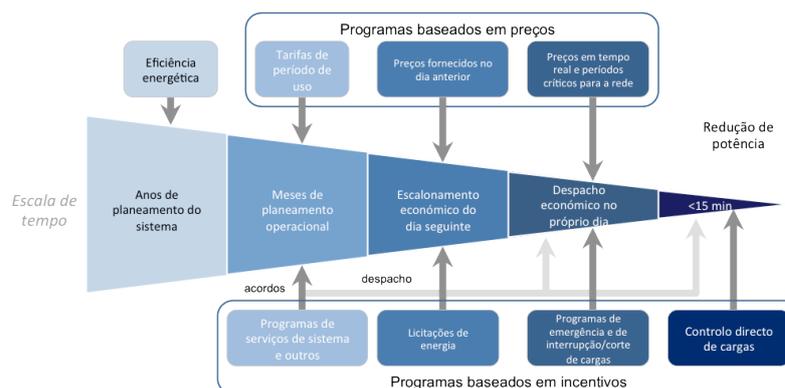


Figura 2 - Escalas de tempo dos diferentes programas de GP [1]

2.1.1 Programas baseados em preços

Os programas baseados em preços são tipicamente programas de GP em que a acção é indirecta, ou seja, existe o estímulo para actuar e a parte interessada pode ou não implementar as medidas como reacção a esse estímulo. Os estímulos são passados como preços energia eléctrica variáveis ao longo do dia. Estes podem ser divididos nos três tipos descritos de seguida:

Programas de períodos de uso (PPU) (Time-of-Use – TOU) – O consumidor usufrui de energia

a preços diferentes em períodos de tempos diferentes. Estes períodos de tempo podem ser estações do ano, dias da semana ou horas do dia. Um exemplo de um tarifário com estas características é o bi-horário, que permite usufruir de energia eléctrica mais barata durante os períodos de vazio quando comparado com os preços dos períodos fora de vazio. De entre os programas baseados em preços este é o que apresenta menor volatilidade dos preços de electricidade para o consumidor e menor protecção para o fornecedor [1] [5] [6].

Programas de preços em tempo real (*Real-Time Pricing – RTP*) – O preço da energia eléctrica varia consoante a procura do sistema, ou seja, para uma procura elevada o preço também será elevado, para uma procura baixa o preço também será baixo. Representa o programa de maior volatilidade dos preços de energia para o consumidor e, por outro lado, de maior protecção para o fornecedor de energia eléctrica. Neste caso a resposta à procura é mais dinâmica relativamente aos PPU [1] [5] [6].

Programa de preço de períodos críticos para a rede (*Critical Peak Pricing – CPP*) – este programa baseia-se nos PPU, no entanto, em situações críticas do SEE notificadas num curto espaço de tempo, a tarifa agrava-se de modo a garantir a fiabilidade e estabilidade do sistema [1] [5] [6].

2.1.2 Programas baseados em incentivos

Este tipo de programas tem em conta recompensas à adesão dos consumidores a programas que respondem a determinados eventos e são implementados parte das vezes pelo fornecedor de energia. Por exemplo, podem ser acções de gestão que procuram responder a situações de menor fiabilidade ou quando o operador de rede considerar que as condições de segurança estão comprometidas, ou ainda por questões de rentabilidade. Estes programas podem contemplar penalizações caso o consumidor aderente não responda a determinada acção. [1] [5] [2].

Controlo directo de cargas (*Direct Load Control - DLC*) – as cargas de determinados equipamentos são desligadas ou reparametrizadas. Este programa é direccionado a consumidores residenciais ou pequenos comércio e é aplicado num curto espaço de tempo, geralmente inferior a 15 minutos [1] [5] [2].

Interrupção/corte de cargas (*Interruptible/Curtaible - IC - Service*) – este tipo de programa é planeado no próprio dia e destina-se à grande indústria e comércio. Consiste no compromisso do consumidor em reduzir a carga de modo a fazer face às contingências do sistema [1] [5] [2].

Licitações de energia (*Demand-Side Bidding – DSB*) – Destinado a grandes consumidores, é um programa em que estes se comprometem a reduzir a energia consumida, sobretudo em momentos de elevada procura, em troca de incentivos baseados nos preços de energia eléctrica de mercado. Neste tipo de programas é realizado o escalonamento com 1 dia de antecedência [1] [5].

Programas de Emergência (*Emergency Demand Response Programs – EDRP*) – este programa visa reduzir a carga durante períodos em que as reservas de capacidade do sistema são escassas através de um planeamento no próprio dia [1] [5].

2.2 Benefícios de GP

Os benefícios provindos da GP podem ser classificados em directos, colaterais e outros.

Benefícios directos são referentes a consumidores que tomam acções de GP. Colaterais, a outros utilizadores que não tomam este tipo de acções mas são indirectamente afectados. Por fim, outros benefícios dizem respeito a alguns ou todos os consumidores e operadores independentes do sistema [1].

2.2.1 Benefícios directos

Os benefícios directos dependem em grande parte da capacidade do consumidor para transferir ou restringir carga, das variações de preços de electricidade e dos incentivos adicionais por parte da entidade fornecedora de energia. Podem ser incentivos económicos e/ou de fiabilidade (qualidade do abastecimento). Financeiros na óptica de poupança na factura de energia eléctrica e relativamente aos incentivos pagos no caso dos programas baseados em incentivos, e de fiabilidade uma vez que reduz a exposição a interrupções forçadas e risco de apagões [1] [6].

2.2.2 Benefícios colaterais

Os impactos na rede a nível de custo de energia e fiabilidade produzem também benefícios colaterais e são estes uma motivação extra para o interesse de políticas de promoção da GP.

Este tipo de benefícios podem-se caracterizar pelos impactos causados no mercado a curto e longo prazo. A curto prazo pela redução dos preços praticados pelo mercado, principalmente durante eventos críticos, e a longo prazo pelo adiamento de investimento no aumento da capacidade dos SEE (nomeadamente a nível de infra-estruturas de produção, transporte e distribuição).

Para além de benefícios essencialmente económicos, há também benefícios de fiabilidade subjacentes nos benefícios colaterais, tais como a redução do risco e consequências de interrupções forçadas [1] [6].

2.2.3 Outros benefícios

Outros benefícios dizem respeito ao aumento da competitividade, melhor desempenho do mercado uma vez que a procura é elástica, benefícios ambientais pela redução de emissões poluentes (principalmente em sistemas com centrais de produção de ponta altamente poluidoras)

e por fim benefícios pela independência energética (uma vez que reduz a necessidade de importações) [1] [6].

3. Classificação e Caracterização de Cargas

No sector residencial existe uma diversidade de equipamentos ao serviço do utilizador para os mais diversos usos finais. Se há cargas que são passíveis de alguma flexibilidade horária, outras são inflexíveis no tempo de uso, subordinadas que estão às necessidades do utilizador.

As cargas podem ser divididas em dois tipos: não controláveis e controláveis. As cargas não controláveis são todas aquelas que não podem ser desviadas temporalmente, interrompidas durante a sua utilização, nem mesmo reparametrizadas [2]. Televisões, equipamentos informáticos, iluminação, secadores, torradeiras, batedeiras, são exemplos de cargas não controláveis. Está-se aqui a falar num controlo automático exercido por um sistema de gestão local de cargas. Claro que o utilizador deve fazer uma utilização criteriosa destas cargas, por exemplo evitando as situações de *stand-by* ou de funcionamento desnecessário ou ainda com um nível de serviço desadequado às necessidades.

Dentro das cargas controláveis estão aquelas cujo funcionamento pode ser desviado no tempo, as cargas cujo funcionamento pode ser interrompido por breves instantes e as que podem ver o nível de serviço alterado sem com isso degradarem severamente a qualidade.

Cargas controláveis por desvio de ciclos são aquelas cujo funcionamento pode ser deslocado como um todo para uma hora do dia mais favorável para o consumidor e para o SEE. MLR, MLL e MSR são exemplos de cargas cíclicas [2]. Os consumidores geralmente têm preferência que estes equipamentos funcionem entre determinadas horas, de modo a que a sua rotina e conforto não sejam afectados.

Cargas controláveis por interrupção são aquelas onde há a possibilidade de originar cortes no seu funcionamento, geralmente apenas de alguns minutos, sem prejuízo significativo do uso final a que está destinado [2] [6]. Tem-se como exemplo os sistemas de ar condicionado, onde pequenas interrupções não alteram de forma perceptível o conforto ambiente, podendo no entanto originar melhorias significativas para o SEE [6]. Outros exemplos de cargas controláveis por interrupção são os equipamentos de frio, termoacumuladores e radiadores eléctricos.

Cargas que podem ser reparametrizáveis são aquelas cargas, normalmente termostáticas, cujos valores de referência dos termóstatos podem ser alterados ligeiramente, sem com isso ter uma degradação significativa da qualidade do serviço fornecido. Como exemplos podem indicar-se os equipamentos de ar condicionado, termoacumuladores e equipamentos domésticos de frio alimentar. Alterar o valor de referência de um ar condicionado de 23°C para 23,5°C não causará

alterações perceptíveis no conforto das pessoas, mas reduz o consumo de energia [2].

Na Figura 3 apresentam-se os tipos de cargas controláveis por interrupção, reparametrização, por e por desvio de ciclos. Este tipo de caracterização é essencial para um aprofundamento do estudo do controlo de cargas, nomeadamente quanto à sua flexibilidade em termos de acções a aplicar e duração/frequência das mesmas.

A presente dissertação pretende escalonar cargas por desvio de ciclos, em que se incluem MLL, MLR, MSR Termoacumulador e Veículo eléctrico.

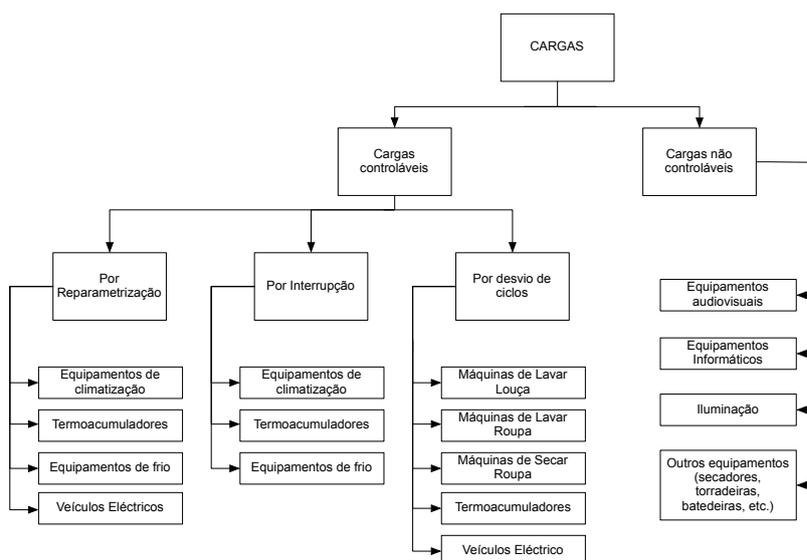


Figura 3 - Classificação de diferentes tipos de cargas [2]

Na Figura 4 são apresentados os consumos desagregados por uso final, onde é possível verificar a importância das cargas controláveis no consumo total residencial.

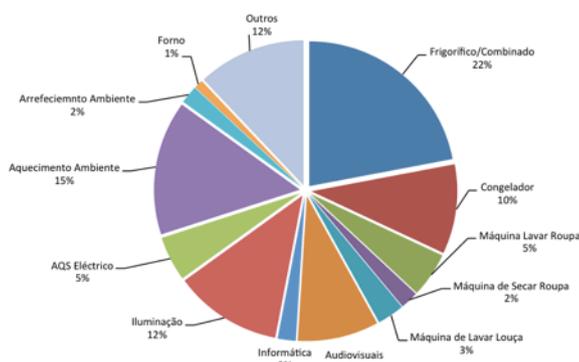


Figura 4 - Repartição dos consumos de electricidade residenciais pelos diferentes usos finais (2002) [2]

3.1.1 Máquina de Lavar Roupa (MLR)

Segundo fonte do INE/DGEG, no ano de 2010, 90,7% dos alojamentos em território nacional possuíam pelo menos uma MLR [7]. Trata-se de uma carga controlável de elevada importância devido à sua taxa de posse, e conseqüentes benefícios no seu controlo em larga escala.

O consumo das MLR pode variar consoante vários factores, dos quais se destacam a temperatura ambiente, o programa de lavagem escolhido pelo utilizador e a carga de roupa a que a lavagem

está sujeita [8].

No ciclo de funcionamento de uma MLR o aquecimento da água por resistência eléctrica e as acções de rotação do tambor, enxaguamento e bombas de circulação, representam 80 a 90% do consumo total da lavagem [2].

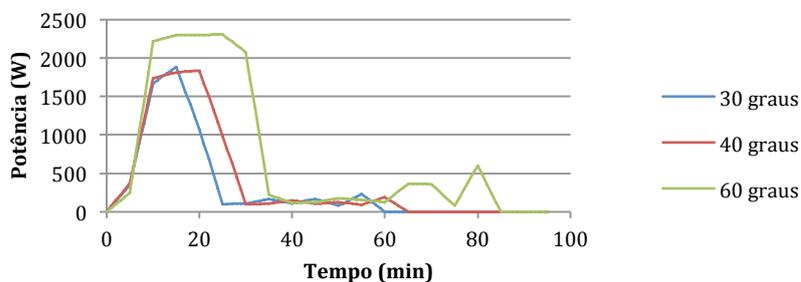


Figura 5 - Ciclos de funcionamento de uma MLR com diferentes temperaturas de lavagem

Na Figura 5 pode-se observar que para maiores temperaturas as potências dos ciclos serão maiores também. A Figura 6 apresenta os consumos para várias temperaturas de lavagem.

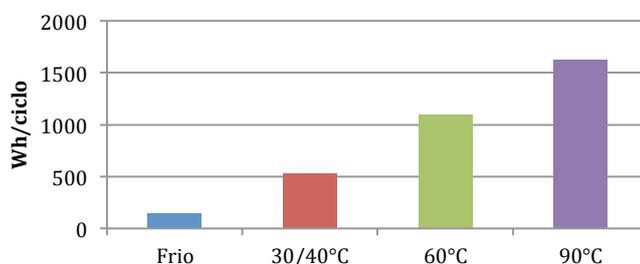


Figura 6 - Consumo de energia eléctrica de uma MLR consoante a temperatura de lavagem [9]

O diagrama da Figura 7 representa a estimativa do consumo nacional correspondente apenas à energia consumida por MLR. Através desta é possível não só verificar quais os períodos onde a probabilidade dos consumidores utilizarem a MLR é maior [9], mas também evidencia a potencialidade do desvio destas para horas de vazio.

A MLR é um tipo de carga que o utilizador prefere que funcione numa determinada janela temporal, isto é, tem preferência que o ciclo de lavagem comece depois de uma hora predefinida e acabe antes de outra hora predefinida. Isto acontece por vários motivos, ou porque o utilizador não quer a que a roupa fique mais de um determinado tempo dentro da MLR, ou porque não é receptivo à lavagem durante o período da noite para evitar o ruído e possíveis inundações, por exemplo [2].

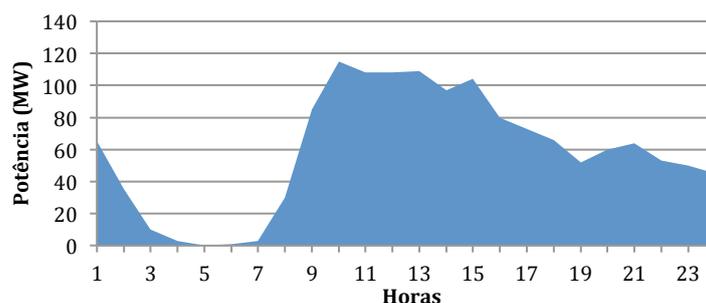


Figura 7 - Diagrama de carga nacional médio das MLR [9]

O período onde maior número de MLR são alocadas situa-se entre as 9 e as 15 horas, durante o período diurno. Quando analisado o diagrama da Figura 7 verifica-se também uma tendência a serem alocadas algumas MLR entre as 19 e 21 horas, por ser em geral o período que os utilizadores regressam a casa. Entre as 3 e as 7 horas, as MLR em funcionamento são em número reduzido, uma vez que é um período que a maioria dos utilizadores se encontra a dormir.

3.1.2 Máquina de Secar Roupa (MSR)

Ao contrário do verificado com as MLR, as MSR tem uma taxa de posse relativamente baixa, uma vez que apenas 19,1% dos alojamentos nacionais contam com este tipo de equipamento [7]. No entanto, quando comparada a taxa de posse do ano 2010 com a do ano 2004, em que esta era de apenas 13% [9], verifica-se um crescimento significativo, e uma tendência de crescimento futuro. O consumo das MSR ronda os 2% do consumo residencial em território nacional [9]. Nas MSR, a maior parte da energia consumida destina-se ao aquecimento da resistência eléctrica, solicitando potência eléctrica elevada por longos períodos de tempo [9].

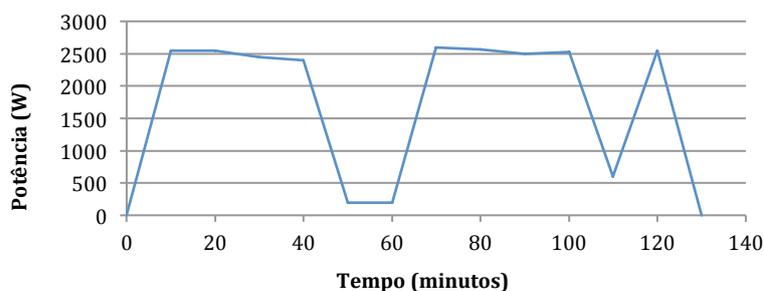


Figura 8 - Ciclo típico funcionamento de uma MSR [9]

Tal como a MLR, o funcionamento da MSR está dependente da receptividade do utilizador a escolher uma janela temporal ao longo do dia em que esta irá funcionar. O funcionamento da MSR está dependente, por exemplo, do tempo a que o utilizador está disposto a deixar a roupa acabada de lavar à espera da secagem, e do ruído que esta produz (podendo isto ser importante quando se considera colocar em funcionamento durante o período da noite).

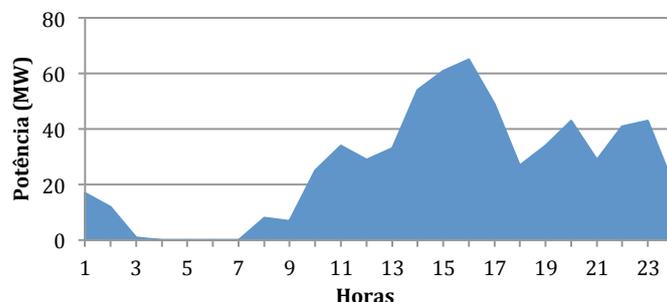


Figura 9 - Diagrama de carga nacional médio de máquinas de secar roupa [9]

Por análise do diagrama da Figura 9, pode-se verificar que o período de maior potência de MSR a nível nacional se situa entre as 13 e as 17 horas, o que é coerente quando correlacionado com a Figura 7, uma vez que o processo da secagem da roupa é precedido pela lavagem, e o pico de

potência da MSR é precedido pelo pico da MLR.

Das 18 às 21 horas, e das 21 horas às 2 horas existem dois picos de potência, que são os períodos em que o utilizador chega a casa, e depois da hora do jantar respectivamente. Esta análise é válida principalmente para utilizadores que estejam ausentes de casa durante o dia.

3.1.3 Máquina de Lavar Louça (MLL)

Estudos do INE/DGEG, do ano de 2010, indicam que a taxa de posse das MLL se situa nos 40,8% [7]. A nível de grandes electrodomésticos exhibe a quarta maior taxa de posse a nível nacional, e representa cerca de 3% da energia consumida no sector residencial [9].

O ciclo da MLL caracteriza-se essencialmente pelo aquecimento de água através da resistência eléctrica para lavagem, numa primeira fase, e numa segunda fase o aquecimento da resistência eléctrica para secagem da louça. Estas podem representar 80% do consumo total do ciclo [9]

Embora no mercado português existam MLL com alimentação de água quente, a sua utilização é escassa por parte dos consumidores. Outra funcionalidade que permite redução de custos de energia é a função “ECO”, que consiste na redução da temperatura da água e a consequente redução dos consumos na factura energética.

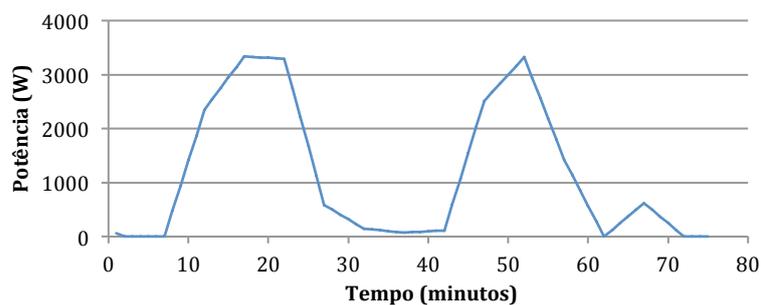


Figura 10 - Ciclo de funcionamento de uma MLL

Ao invés da MLR e MSR o pico de utilização média nacional não se realiza durante o período da tarde, mas entre as 21 e 2 horas. Conclui-se então que há uma maior conveniência de utilizar este tipo de equipamento depois do jantar de forma que efectue a sua função até à manhã seguinte. No entanto, o período das 14 às 17 horas também há um elevado consumo de energia relativo a MLL, o que é aceitável uma vez que se trata do período depois do almoço.

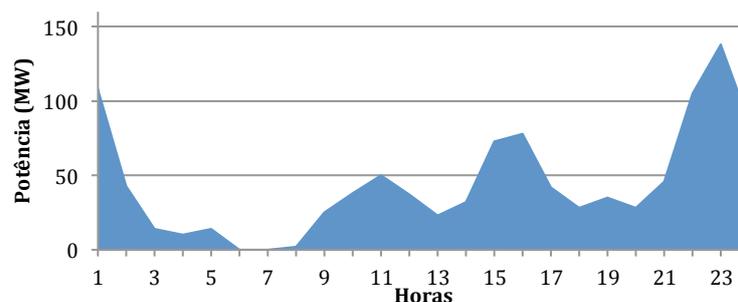


Figura 11 - Diagrama nacional médio de MLL [9]

Para além da inconveniência do funcionamento deste tipo de equipamentos durante a noite

devido ao ruído e risco de inundações, a escolha da período em que o funcionamento da MLL ocorre está limitada pela necessidade do utilizador em ter a loiça limpa.

3.1.4 Termoacumuladores

O termoacumulador é um equipamento destinado ao aquecimento de água para usos sanitários, a sua taxa de posse é relativamente baixa comparativamente a outros países da união europeia [8], situando-se nos 11,2%, e o armazenamento médio é de 73 litros [7].

A energia eléctrica consumida pelos termoacumuladores deve-se à resistência eléctrica para aquecimento de água, que é controlada por um termóstato que a mantém a uma determinada temperatura definida pelo consumidor. Na Figura 12 podemos observar um exemplo do funcionamento de um termoacumulador de 4 kW. Numa primeira fase a água é aquecida até à temperatura regulada pelo termóstato; posteriormente a resistência eléctrica é ligada (minutos 33, 49 e 65) para compensar as perdas térmicas da água armazenada e manter a temperatura desejada [8].

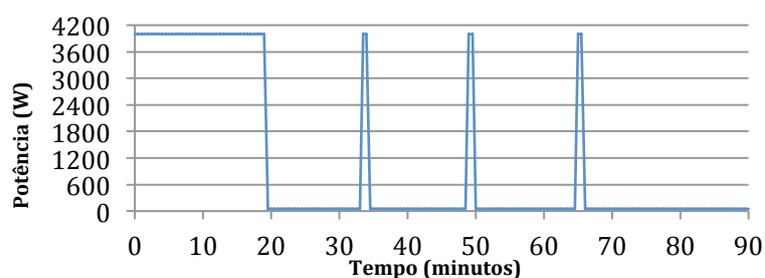


Figura 12 - Consumo típico de um termoacumulador com potência de 4 kW e unidade de armazenagem [8]

Não é imperativo que a água armazenada no termoacumulador esteja sempre à temperatura definida pelo consumidor. O consumidor apenas necessita de água quente a determinadas horas ou durante intervalos de tempo consoante a sua rotina. No entanto, o termoacumulador não possui um controlo que permita este tipo de configuração de diferentes temperaturas para diferentes períodos ao longo do dia.

Na Figura 13 é apresentada a variação média da potência de um termoacumulador ao longo de dias de trabalho (segunda a sexta-feira) e dias de fim-de-semana. O consumo de água quente deve-se sobretudo às necessidades dos utilizadores e suas rotinas, nomeadamente no que respeita a banhos e lavagem de louça. Deste modo, o pico de consumo de energia eléctrica dá-se cerca das 8 horas da manhã. Nos fins de semana a potência máxima do diagrama médio do termoacumulador é bastante inferior, com os consumos a estarem mais divididos temporalmente, sobretudo durante o período da manhã. Está implícita, portanto, a preferência do utilizador relativamente aos períodos em que pretende o uso de água quente.

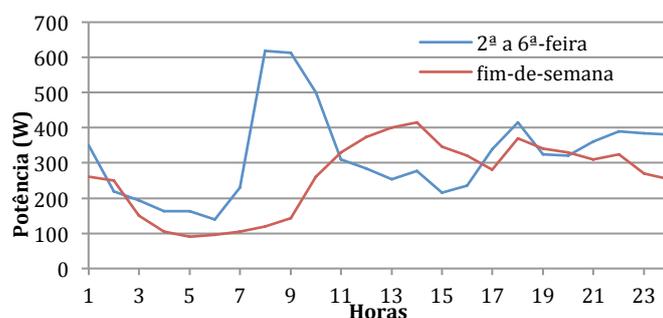


Figura 13 - Diagrama médio de um termoacumulador em dias de fim-de-semana e fora destes [10]

É de salientar que os consumos durante o período nocturno são agravados pelas temperaturas mais baixas relativamente ao período diurno, o que aumenta o consumo de energia eléctrica por este tipo de equipamento de modo a fazer face às perdas térmicas na sua unidade de armazenamento [10].

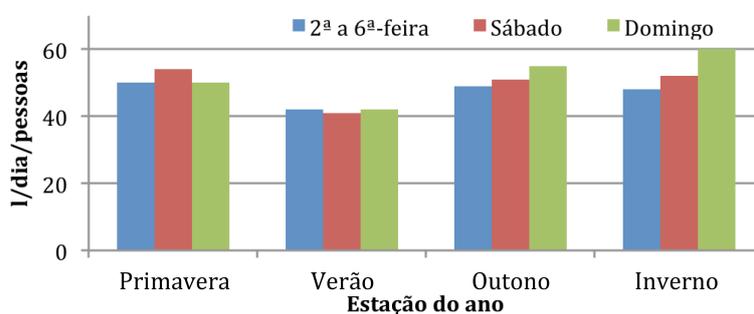


Figura 14 - Variação do consumo de água entre as diferentes estações do ano [5]

Com a variação de temperatura sazonal, o consumo de energia eléctrica por parte dos termoacumuladores também varia. Esta variação é devida à temperatura ambiente que não só influencia as perdas térmicas da unidade de armazenamento do termoacumulador como também a própria temperatura da água que dá entrada no equipamento para ser aquecida. Por outro lado, no Verão consome-se menos água quente relativamente ao Inverno por questões de conforto [8], o que pode ser observável na Figura 14. Apesar da afirmação ter como base um estudo não nacional, é aplicável também a Portugal na medida em que as diferenças de temperaturas do Inverno relativamente ao Verão são significativas.

3.1.5 Equipamentos de frio

Os equipamentos de frio podem ter várias configurações, desde arcas congeladoras, frigoríficos com ou sem congelador, e combinados. O equipamento com maior taxa de posse é o frigorífico com congelador (58,3%), seguindo-se a arca congeladora (47,6%), o frigorífico combinado com (37,6%) e por fim o frigorífico sem congelador, com apenas 5,7% de taxa de posse [7].

O consumo dos frigoríficos e arcas congeladoras situa-se na ordem dos 32%, o que representa a maior fatia do consumo de energia eléctrica a nível residencial quando desagregados os consumos por uso final [9].

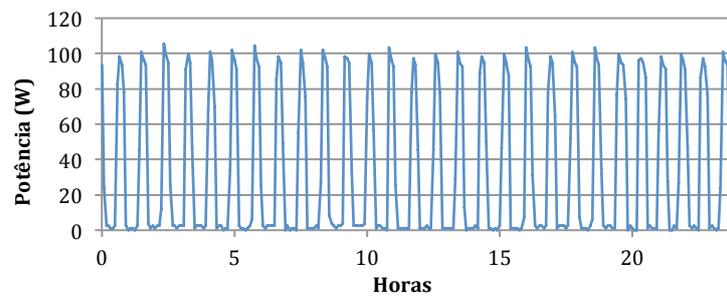


Figura 15 - Ciclo de funcionamento de um frigorífico

O consumo dos equipamentos de frio prende-se essencialmente com a acção de retirar o calor do seu interior e manter a sua temperatura. Dependendo da qualidade de construção é possível manter este tipo de equipamento desligado sem alterações significativas de temperatura e conservação dos alimentos. Isto proporciona alguma flexibilidade da gestão deste tipo de cargas. O consumo deste equipamento é praticamente constante a menos da abertura da porta e do colocar/retirar alimentos, que implica um aumento da temperatura no seu interior e consequentemente um maior consumo de energia eléctrica [10]. A Figura 15 apresenta um diagrama de consumo de um frigorífico típico, onde se verificam picos de potência de funcionamento para compensar as perdas térmicas do equipamento.

3.1.6 Equipamentos de climatização

Por equipamentos de climatização consideram-se todos os que proporcionem aquecimento, arrefecimento do ambiente ou ambos. Para aquecimento tem-se os aquecedores eléctricos independentes (radiadores, termo-ventiladores, etc.), e para arrefecimento aparelhos individuais de ar-condicionado e ventiladores. Para desempenhar ambas as funcionalidades de aquecimento e arrefecimento considera-se o ar-condicionado com *inverter* [7].

Quanto aos aquecedores eléctricos independentes a taxa de posse em Portugal ronda os 61,2%; quanto aos equipamentos de ar condicionado e ventiladores rondam os 7,2% e 69,5%, respectivamente. Ar condicionado com *inverter* apresenta uma taxa de posse de 26% [7].

Os equipamentos acima referidos são responsáveis por 17% da energia consumida a nível residencial [9].

Existem essencialmente duas formas de controlar este tipo de cargas, a primeira consiste em deslastrar temporariamente as cargas de modo a que não consumam energia durante um período de tempo pretendido; a segunda relaciona-se com a alteração da parametrização do equipamento, nomeadamente no que respeita à temperatura de referência entre os quais a temperatura do espaço climatizado sofre alterações [9].

A Figura 16 apresenta o funcionamento de um ar condicionado na sua função de arrefecimento. A partir sensivelmente do minuto 120 verifica-se o funcionamento sem interrupção de carga, e a temperatura a oscilar entre 18° e 22°C. No entanto, entre os minutos 15 e 33 e os minutos 79 e

93 verificam-se duas interrupções que originam o aumento da temperatura até 26° e 25°, respectivamente, por um curto espaço de tempo.

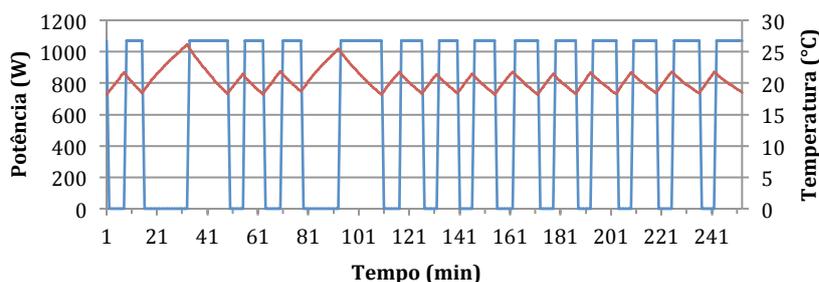


Figura 16 - Ciclo de funcionamento de um ar condicionado e respectiva temperatura ambiente

Este corte de carga pode ser bastante benéfico para os SEE e economicamente vantajoso para o consumidor. Todavia, não deverá provocar desconforto sob pena da não aceitação por parte do consumidor. Isto chama a atenção para o cuidado que se deve ter na concepção das acções de controlo disruptivo, e estimula também a concepção de outro tipo de acções, nomeadamente as que são relativas à reparametrização das cargas.

Outros equipamentos de aquecimento e arrefecimento acima mencionados regem-se pelos mesmos princípios de funcionamento e controlo do exemplo da Figura 17, sendo que no caso dos equipamentos de aquecimento, quando ligados, a temperatura aumentará ao invés de diminuir.

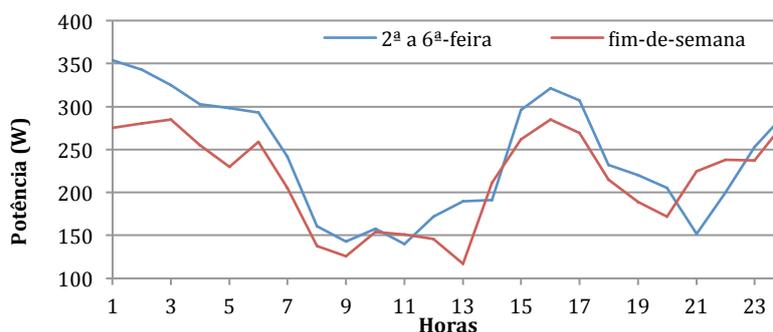


Figura 17 - Diagrama médio de um ar condicionado com inverter em dias de fim-de-semana e fora destes [10]

3.1.7 Veículo Eléctrico (VE)

Apesar da taxa de posse dos VE ser pouco expressiva, é notável um aumento dos veículos de combustíveis alternativos, dos quais se incluem os VE. No ano 2000 estes representavam apenas 0,1% da frota europeia, enquanto no ano de 2010 passaram a representar 3,5%. A manter-se esta tendência de crescimento, e considerando que o carregamento das baterias do VE têm uma capacidade de 10 a 40 kWh, no futuro podem representar uma grande percentagem do consumo residencial [11].

Na Figura 18 é apresentado um carregamento de baterias de um VE. As baterias em questão são de lítio, e a potência de carregamento destas é de 3,33 kW. Verifica-se que a potência de carregamento não é constante, variando no início e no fim do carregamento. [13]. Todavia, na maior parte do tempo, entre o minuto 75 e 1240 a potência é constante.

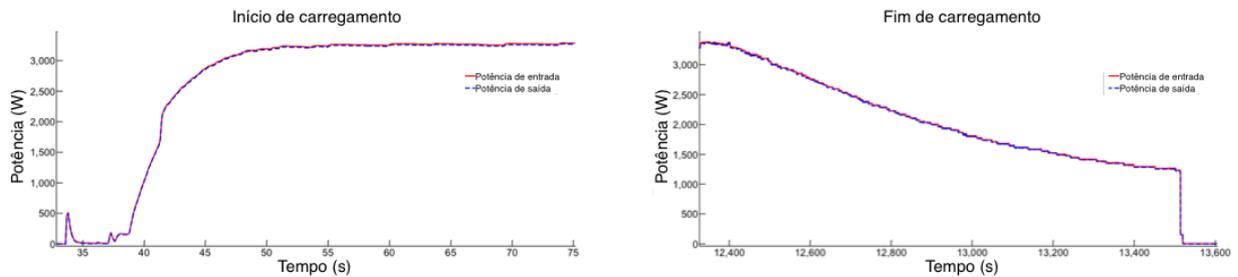


Figura 18 – Exemplo de carregamento dum VE (Chevrolet Volt 2011) [13]

Pela Figura 19 é possível verificar que mais de 60% dos veículos regressam a casa depois das 17h. Supondo que o utilizador inicia o carregamento do VE quando chega a casa, existirá uma tendência a este tipo de cargas ser alocado ao fim da tarde. Considerando que apenas volta a necessitar do VE no dia seguinte, o escalonamento do VE pode verificar ser interessante na medida em que permitirá a alocação de carga durante dos períodos de vazio em que os preços de energia são mais baixos [14].

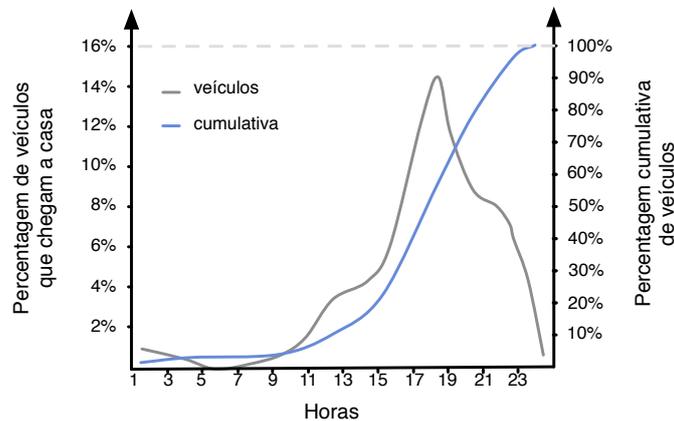


Figura 19 – Número médio de chegada de veículos a casa [14]

4. Escalonamento de Cargas – Estado da Arte

4.1 Introdução

Várias abordagens têm vindo a ser propostas para a implementação do escalonamento de cargas no sector residencial. Estas procuram gerir as cargas de modo mais eficiente, tendo em conta os estímulos dos sistemas tarifários [15], o que permite benefícios tanto para o consumidor como para o fornecedor de energia. O consumidor beneficia pela redução do custo da energia eléctrica, ao passo que o fornecedor beneficia pela obtenção de maiores lucros e maior satisfação dos seus clientes como consequência da mais eficiente gestão do sistema eléctrico.

Seria impraticável para o consumidor fazer este tipo de escalonamento sem recorrer a sistemas automáticos com algoritmos adequados, devido à pluralidade de factores a ter em conta num problema deste tipo. Adicionalmente, os sistemas de gestão e os algoritmos são um instrumento de aceitação e motivação dos consumidores para medidas de GP, uma vez que de forma

relativamente simples propicia a diminuição de custos de energia eléctrica [16].

Tendo o consumidor como objectivo principal a redução dos custos com a aquisição de energia eléctrica, há todavia, um conjunto de restrições, requisitos e preferências que devem ser consideradas neste tipo de problemas. Os requisitos podem estar relacionadas com limitações técnicas das cargas e/ou da instalação eléctrica do consumidor ou serem relativas a limitações temporais impostas pelos consumidores. Já as preferências podem dizer respeito a uma ordenação de alternativas devido à estrutura de preferências do consumidor. Um exemplo, é a possibilidade de colocar em funcionamento uma dada carga em dois períodos de tempo distintos, mas o consumidor preferir um deles em detrimento do outro. O conforto do utilizador, entendido quer em termos de nível de serviço quer na forma mais ou menos intrusiva que a utilização dos serviços tem nos seus hábitos deve também ser tido em conta quando se implementam programas de GP [15] [16] [17] [18].

4.2 Restrições e Preferências

Vários autores têm sugerido diferentes algoritmos para o escalonamento de cargas interrompíveis, isto é, cargas em que seja possível o corte de alimentação sem prejuízo perceptível da qualidade do serviço prestado. Em [15], [17] e [19] é proposto o escalonamento de várias cargas interrompíveis das quais uma unidade de aquecimento eléctrico, um termoacumulador (apenas em [15] e [19]) e uma bomba de circulação da água de uma piscina. Em [17] é considerado um banco de baterias para armazenamento de energia, ao passo que em [15] e [19] é considerado o carregamento da bateria de um veículo híbrido, podendo em certas circunstâncias esta ser usada como sistema de armazenamento de energia eléctrica.

Em [16] é feita uma abordagem de escalonamento a cargas termostáticas para aquecimento de água sanitária, tendo em consideração restrições físicas do sistema e de conforto.

Em [20] é feita uma abordagem usando cortes de alimentação, com cargas interrompíveis, considerando a minimização desconforto do utilizador. Estas cargas possuem maior flexibilidade de resposta a eventos de corte em relação a cargas cíclicas, pela possibilidade de interrupção e flexibilidade de duração dos períodos de funcionamento.

Em [18] é feita uma abordagem de escalonamento de cargas interrompíveis em que são apresentadas três configurações possíveis relativamente ao funcionamento das cargas, cargas com duração variável, amplitude variável ou ambas. Quanto ao carregamento do VE, em [18] é considerado de potência variável com incrementos por degraus fixos, ao contrário de [15] e [19]. Tipicamente a potência pode ser incrementada em degraus de amplitude fixa, mas diferente de estudo para estudo, até à potência máxima de carregamento.

Em [21] é proposto o escalonamento de cargas por interrupção e por desvios de ciclos. Para estes

últimos são tidos em conta ciclos de amplitude e duração constante. Por exemplo, para a MLR é considerado um consumo constante de 0,5 kW e uma duração de 30 minutos. Ao contrário desta abordagem, na realidade, os ciclos têm potência variável ao longo do seu funcionamento, e a duração pode ser também ela variável. Escalonamentos com base em diagramas médios carecem de exactidão em aspectos como a minimização de custo e potência máxima do sistema num dado instante.

Em [22] a abordagem a cargas cíclicas é idêntica a [21], com a diferença de não ser dada importância a simular várias alternativas de escalonamento.

Em [18] é tida em conta a potência variável das cargas cíclicas, em que todo o escalonamento é realizado com uma resolução temporal de um minuto, fazendo corresponder a cada minuto uma potência respectiva. Esta abordagem é a mais precisa relativamente a [21] e [22], não só pela resolução temporal, como pelo facto dos ciclos serem baseados em medições de cargas reais. Para além destes aspectos, é tido em conta o conforto do utilizador, como será abordado de seguida.

O objectivo do escalonamento de cargas é a minimização do custo de energia eléctrica, seja por adesão a eventos de cortes como proposto em [20], ou por alocação de cargas interrompíveis e/ou cíclicas nos períodos onde o preço de energia é menor como proposto em [15], [16], [17], [18], [19], [21] e [22]. Pode também utilizar-se a alteração do nível de serviço fornecido como forma de alterar o funcionamento das cargas. Como é habitual nos problemas de optimização, também no escalonamento de cargas existe um conjunto de restrições que representam os limites físicos do sistema e/ou limitações impostas pelo consumidor e um conjunto de preferências que influenciam o resultado do escalonamento.

4.2.1 Restrições de escalonamento

As restrições dizem respeito a condições do sistema, das cargas a escalonar e da utilização dos serviços de energia por parte do consumidor.

Em [15] e [19] as restrições são relativas às características das cargas, às características eléctricas da bateria do veículo híbrido (taxa de carga e descarga, eficiência, perdas e capacidade da bateria), limite máximo de potência da unidade de aquecimento, potência máxima e capacidade do termoacumulador, potência máxima, e tempo de funcionamento da bomba da piscina.

No escalonamento de AQS proposto em [16], as restrições dizem respeito aos limites térmicos inferior e superior da água.

Em [17] as restrições do problema dizem respeito à carga das baterias (devem estar entre 20% e 100% da sua carga), à taxa de descarga máxima destas e à potência máxima da unidade de aquecimento.

O escalonamento proposto em [18] exibe duas restrições que se destacam para além das características das cargas e seu funcionamento. A primeira é a curva de limitação de carga, que limita a potência do conjunto de todas as cargas residenciais num dado instante, e pode ser variável ao longo do dia. A segunda é relativa à restrição de tempo onde é permitido as cargas serem alocadas, ou seja, uma dada carga deve iniciar o seu ciclo após um instante definido *a priori* e acabar esse mesmo ciclo antes de um instante predeterminado.

Em [22] e [21] são usadas restrições características das cargas e do seu funcionamento, como a potência máxima e a duração de funcionamento dos ciclos.

4.2.2 Preferências de escalonamento

As preferências, não representam uma obrigatoriedade e estão geralmente associadas ao conforto do utilizador ou a uma utilização confortável dos serviços de energia.

Em [15] o escalonamento de cargas é influenciado por preferências, como o completo carregamento do veículo híbrido a uma determinada hora, a disponibilidade de água quente, a temperatura ambiente entre os valores predefinidos e o funcionamento da bomba da piscina durante o horário definido. Em [17] e [19] são adoptadas preferências semelhantes para o conforto do utilizador. Note-se que preferências não representam uma condição obrigatória, o que significa não haver garantias do funcionamento completo das cargas, especialmente se o custo de aquisição de energia para satisfazer o conforto do utilizador for elevado. Em [16] e [18] o conforto do utilizador não é abordado de forma flexível, tratando-se de restrições e não de preferências, evitando assim situações de não funcionamento completo das cargas ou de funcionamento fora dos parâmetros exigidos pelo utilizador.

Em [16] é apresentada uma estratégia alternativa, onde a carga é alocada de entre os períodos que correspondem os preços de energia mas baixos. Note-se que apenas é usada como carga controlável um termoacumulador, o que simplifica bastante a resolução do problema de escalonamento.

4.3 Algoritmos de Escalonamento

Nos últimos anos muitos têm sido muitos os investigadores que têm optado por algoritmos que se baseiam em comportamentos biológicos, tal como AG e algoritmos baseados em enxames, para a resolução de problemas com elevado grau de complexidade. O escalonamento de cargas não é excepção. Em [18] são apresentados estudos com base em AG e em [15], [17], [20], e [22] recorrendo ao *PSO* para encontrar a solução que optimiza a função objectivo.

O Algoritmo Genético e o *PSO* são de fácil implementação e produzem soluções óptimas ou quase óptimas rapidamente. Estes algoritmos não requerem propriedades específicas às funções,

e têm uma boa capacidade de adaptação a problemas combinatórios. Pela sua importância, será feita uma abordagem mais detalhada de seguida.

4.3.1 Particle Swarm Optimization

O *PSO* foi proposto por Kennedy e Eberhart, e as suas raízes baseiam-se no comportamento sócio-biológico de enxames, explorando o conceito de inteligência colectiva [23]. Neste algoritmo, um conjunto de soluções aleatórias é iniciado (enxame inicial) e propaga-se no espaço em direcção à solução óptima ao longo de iterações (deslocamentos) baseadas no conhecimento dos melhores indivíduos, sendo esta informação processada individualmente e partilhada aos vários elementos do grupo [24].

O *PSO* tem a capacidade de resolver uma vasta gama de problemas de optimização. O desempenho do *PSO* depende do problema em questão, tanto na qualidade da solução como na rapidez com que se chega a uma aproximação final [24].

Resumidamente, os passos do algoritmo podem ser descritos em: inicialização de partículas (com as posições e velocidade iniciais respectivas) e a actualização iterativa de velocidade e de posição destas [25]. Uma partícula é um elemento do enxame, a posição refere a localização no espaço deste mesmo elemento, e a velocidade corresponde ao deslocamento em cada iteração tomado por determinada partícula.

A inicialização da posição das partículas é feita de forma aleatória. No entanto, a sua velocidade pode ser determinada de forma aleatória ou não. Consideremos a título explicativo a sua inicialização com o valor zero.

x_{max} – posição máxima que a partícula pode tomar

x_{min} – posição mínima que a partícula pode tomar

x_k^i – posição da partícula i na iteração k

v_k^i – velocidade da partícula i na iteração k

$$x_0^i = rand(x_{max} - x_{min}) \quad (1)$$

$$v_0^i = 0 \quad (2)$$

Após este passo avalia-se função objectivo para a posição de cada partícula, e determina-se a melhor posição de determinada partícula (\mathbf{p}_i^i) e melhor posição de entre todas as partículas até ao momento (\mathbf{p}_g). Obviamente que $\mathbf{x}_0^i = \mathbf{p}_i^i$ uma vez que cada partícula apenas teve uma posição.

Para as iterações seguintes serão actualizados os valores de velocidade e de posição para todas as partículas através das expressões (3) e (4) respectivamente, onde ω é o peso de inércia (geralmente entre 0 e 1, e determina a influência de \mathbf{v}_k^i em \mathbf{v}_{k+1}^i), \mathbf{c}_1 é chamado de peso cognitivo 1 (influencia o peso das melhores soluções locais em \mathbf{v}_{k+1}^i), e \mathbf{c}_2 é o peso cognitivo 2 (que influencia o peso da melhor solução encontrada até ao momento em \mathbf{v}_{k+1}^i). As variáveis \mathbf{r}_k^1 e \mathbf{r}_k^2 são valores aleatórios entre zero e um, e representam a aleatoriedade presente em comportamentos socio-

biológicos.

$$v_{k+1}^i = \omega v_k^i + c_1 r_k^1 (p_i^i - x_k^i) + c_2 r_k^2 (p_g - x_k^i) \quad (3)$$

$$x_{k+1}^i = x_k^i + v_{k+1}^i \quad (4)$$

A Figura 20 ilustra no espaço bidimensional uma iteração do *PSO*. As três parcelas de influência da velocidade da iteração seguinte estão representadas a tracejado de cor cinzenta escura. A soma desses vectores é a resultante assinalada v_{k+1}^i .

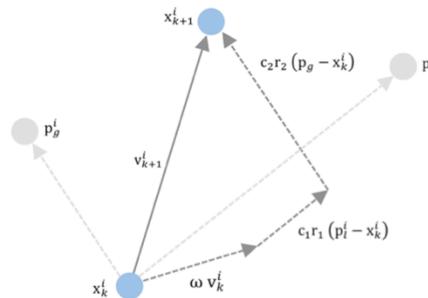


Figura 20 - Exemplo de uma iteração do algoritmo PSO, com a representação das posições e velocidades respectivas [24]

Depois de avaliar novamente a função objectivo, determinam-se os valores de p_i^i e p_g . Estes valores apenas são actualizados caso a posição de uma determinada partícula x_k^i apresente melhores soluções para a função objectivo do que a iteração anterior. O *PSO* termina a optimização quando se verificar a condição de paragem.

Esta versão foi a primeira apresentada, no ano de 1995, e é aquela em que assentam todas as variações deste algoritmo.

4.3.2 Binary Particle Swarm Optimization

O *BPSO* é uma variação do *PSO* especialmente importante, sendo dedicada a problemas de variáveis binárias. É útil para otimizar problemas que envolvam um elevado número de combinações, com restrições que tornem a solução difícil de determinar. Exemplos deste tipo de problemas podem ser verificados em [17], [20], [22] e [26]. A quantidade de publicações que têm surgido nos últimos anos com a utilização do *BPSO* justifica uma abordagem a esta derivação do *PSO* básico.

Esta nova abordagem do algoritmo foi proposta em Kennedy e Eberhart [25], perante a necessidade de solucionar problemas que são de natureza binária, através do *PSO*. No escalonamento de cargas, o *PSO* é usado para determinar se uma dada carga interrompível num determinado momento se encontra ligada (representada por “1”), ou desligada (representada por “0”).

A principal diferença em relação ao *PSO* básico é a restrição de x_{k+1}^i a valores 0 ou 1. Para tal é calculada a velocidade v_{k+1}^i como na expressão (3). No entanto, a posição da partícula é calculada

através da expressão (5) e (6).

$$s(v_{k+1}^i) = \frac{1}{1 + e^{-v_{k+1}^i}} \quad (5)$$

$$x_{k+1}^i = \begin{cases} 0 & \text{se } r_k^3 \geq s(v_{k+1}^i) \\ 1 & \text{se } r_k^3 < s(v_{k+1}^i) \end{cases} \quad (6)$$

A expressão (5) é chamada função de *sigmoid*, que para valores de v_{k+1}^i devolve um valor no intervalo $[0,1]$ como ilustra a Figura 21.

A expressão probabilística (6) descreve o método binário de atribuição de valores a x_{k+1}^i . Caso o valor aleatório no intervalo $[0,1]$ r_k^3 seja maior que o valor devolvido pela função de *sigmoid* então o valor de x_{k+1}^i é 0, caso contrário é 1 [20] [25] [26] [27].

Se os valores de v_{k+1}^i tomarem valores maiores que 10, ou menores que -10, a solução binária x_{k+1}^i vai ficar presa em 1 e 0 respectivamente, devido à saturação da função de *sigmoid*. Para evitar que isto aconteça delimita-se a velocidade, sendo recomendado que esta seja mantida no intervalo máximo de $[-6,6]$ [25].

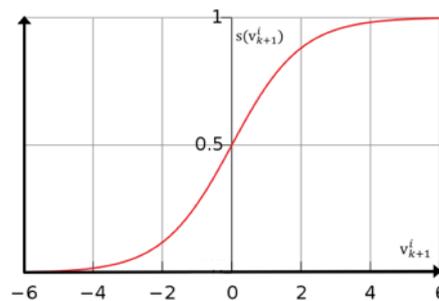


Figura 21 - Função de *sigmoid*

4.3.3 Algoritmos Genéticos

Os AG foram propostos por John Holland, seus alunos e colegas nas décadas de 1960 e 70. Ao contrário dos Algoritmos Evolucionários o objectivo não seria criar algoritmos para resolver problemas específicos, mas antes mecanismos de adaptação natural que pudessem ser implementados em computadores [28].

Biologicamente, os AG baseiam-se no comportamento geracional de populações, onde a reprodução dos indivíduos mais aptos dá origem a uma nova geração que tende a ser composta por indivíduos de maior qualidade que a anterior.

Algoritmicamente, pode ser dividido em três etapas principais, a selecção, o *crossover* e a mutação. A selecção diz respeito à escolha de indivíduos para efectuar o *crossover* (escolha do progenitor 1 e progenitor 2). O *crossover* está relacionado com o cruzamento de genes do progenitor 1 e progenitor 2 que dá origem genética ao filho. Por último, a mutação representa uma característica diferenciada do filho relativamente aos pais, e é efectuada através de uma alteração genética.

As etapas descritas são apresentadas na Figura 22.

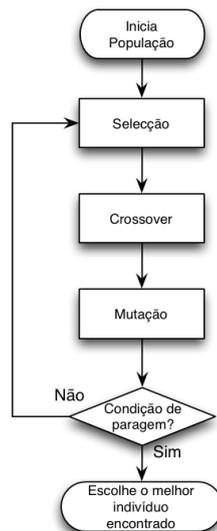


Figura 22 - Fluxograma do funcionamento do Algoritmo Genético

4.3.3.1 Seleção

A selecção é a primeira etapa do Algoritmo Genético, e destina-se a escolher os indivíduos para reprodução. Existem vários métodos de selecção de indivíduos, dos quais os mais comuns são o método da roleta e método do torneio.

O **método da roleta** consiste em fazer corresponder proporcionalmente uma probabilidade à aptidão de determinado indivíduo. Quando se pretende maximizar a função objectivo, a probabilidade correspondente ao indivíduo i é determinada pela expressão (7).

f_i – aptidão do indivíduo i

f_j – aptidão do indivíduo j

p_i – probabilidade atribuída ao indivíduo i

$$p_i = \frac{f_i}{\sum_{j=1}^n f_j} \quad (7)$$

Seleccionando um valor aleatório entre 0 e 1, irá corresponder a um indivíduo da roleta, o qual será um dos indivíduos seleccionados a reproduzir. Para a escolha de 2 indivíduos o processo anterior é repetido duas vezes.

Na Figura 23 é ilustrado o método, onde as várias probabilidades estão definidas na roleta e a seta indica o indivíduo escolhido segundo um valor aleatório [29].

O método da roleta apresenta algumas desvantagens, como a convergência prematura da solução e a perda da diversidade de indivíduos. Para além disso, quando todas as soluções têm uma aptidão idêntica o método da roleta não faz a pressão suficiente para escolher os melhores indivíduos [29].

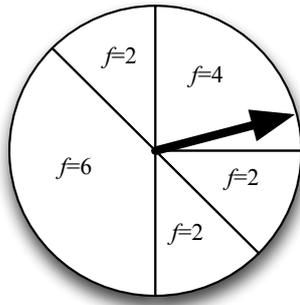


Figura 23 - Método da roleta

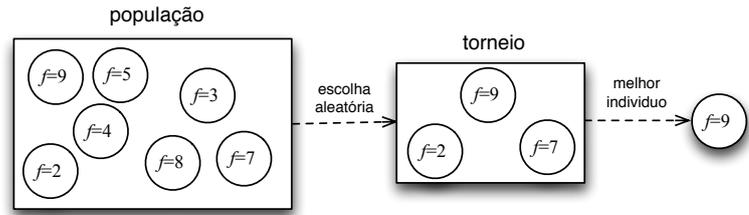


Figura 24 - Seleção pelo método do torneio, com 3 concorrentes

O **método do torneio** consiste na escolha aleatória de N indivíduos para o torneio; desse torneio é seleccionado vencedor aquele que tem maior aptidão de entre os concorrentes. Para seleccionar dois indivíduos para a reprodução fazem-se dois torneios. A Figura 24 ajuda a explicar o funcionamento deste método [29]. Tal como no exemplo anterior, este trata um problema de maximização da função objectivo.

Comparativamente ao método da roleta, o método do torneio apresenta menores perdas de diversidade de indivíduos e convergência mais prudente (não converge prematuramente) quando é mantido reduzido o número de concorrentes de cada torneio.

4.3.3.2 Crossover

O *crossover* é a segunda etapa dos AG, consistindo no cruzamento da matéria genética dos pais que dá origem ao filho, representa o cruzamento de duas soluções seleccionadas.

Na Figura 25 apresenta-se o caso binário de *crossover*, onde o progenitor 1 e progenitor 2 são representados por uma sequência de bits, com um e dois pontos de corte, em a) e b) respectivamente.

Progenitor 1	1	0	1	1	1	1	1	1	Progenitor 1	1	0	1	1	1	1	1	1
Progenitor 2	1	1	1	0	0	1	1	1	Progenitor 2	1	1	1	0	0	1	1	1
Filho 1	1	0	1	1	0	1	1	1	Filho 1	1	0	1	0	1	1	1	1
Filho 2	1	1	1	0	1	1	1	1	Filho 2	1	1	1	1	0	1	1	1

Figura 25 - a) Crossover binário de 1 ponto; b) Crossover binário de 2 pontos

Na Figura 26 apresenta-se o caso discreto de *crossover*, onde os indivíduos são representados por uma sequência de inteiros. Tal como no exemplo anterior, com um e dois pontos de corte, em a) e b) respectivamente.

Progenitor 1	10	16	2	19	3	5	3	9	Progenitor 1	10	16	2	19	3	5	3	9
Progenitor 2	1	4	3	13	10	19	2	1	Progenitor 2	1	4	3	13	10	19	2	1
Filho 1	10	16	2	19	10	19	2	1	Filho 1	10	16	3	13	3	5	3	9
Filho 2	1	4	3	13	3	5	3	9	Filho 2	1	4	2	19	10	19	2	1

Figura 26 - a) Crossover inteiro de 1 ponto; b) Crossover inteiro de 2 pontos

A probabilidade de ocorrer *crossover* deve estar situada entre 30 e 90%, de modo que o algoritmo tenha um desempenho elevado [29].

4.3.3.3 Mutação

A mutação tem o intuito de gerar diferenciação do filho relativamente aos pais, através de criação de material genético novo. Representa a alteração genética parcial do indivíduo, de um ou mais genes. As Figura 27 e Figura 28 ilustram dois casos de mutação binária e inteira respectivamente, em que *Filho a* é o indivíduo antes da mutação e *Filho b* depois da mutação. A decisão de mutação é feita com base numa probabilidade definida *à priori*, com um valor geralmente baixo (por ex. 0,1%) [28] [29]. Um valor elevado pode fazer com que a exploração do espaço da solução se torne meramente aleatória [29].

Filho a	1	0	1	1	0	1	1	1
Filho b	1	1	1	0	1	0	1	1

Figura 27 - Mutação de 1 bit

Filho a	10	16	2	19	10	19	2	1
Filho b	10	16	2	19	10	10	2	1

Figura 28 - Mutação de 1 inteiro

4.3.3.4 Estratégias de substituição

Existem duas estratégias principais de substituição de populações ao longo das gerações: a substituição geracional e a substituição de estado-estacionário.

A **substituição geracional** consiste na substituição sistemática da geração dos pais, por uma nova constituída apenas por filhos [29]. Esta estratégia implica repetir os processos de selecção, *crossover* e mutação, até que a população constituída pelos filhos tenha um número de indivíduos igual à população dos pais.

A **substituição de estado-estacionário** consiste na geração de um pequeno número de filhos, que substitui os piores indivíduos da população [28] [29]. Assim sendo, parte da população da geração seguinte será igual à da geração actual, uma vez que a maioria dos indivíduos permanecem inalterados.

4.3.3.5 Elitismo

Ao longo das gerações, através dos processos de selecção, *crossover* e mutação, os indivíduos de maior aptidão podem ser perdidos. Isto significa haver a possibilidade do melhor indivíduo de uma dada geração ter menor aptidão que o melhor indivíduo da geração anterior, contrariando o objectivo do algoritmo de melhorar a solução ao longo das gerações.

Introduzido por De Jong (1975), o elitismo é uma forma de forçar os melhores indivíduos de uma geração a estarem presentes na geração seguinte [28].

5. Modelo para Escalonamento de Cargas

5.1 Cargas a Escalonar

Neste capítulo será feita uma análise ao escalonamento dos diferentes tipos de cargas, sendo, nomeadamente, efectuada a caracterização das restrições técnicas a levar em conta e a forma como lidar com as preferências do utilizador, além das diferentes formas de controlo aplicáveis a cada uma delas. Será proposto um modelo matemático para o escalonamento das cargas. Nesta análise serão consideradas apenas as cargas às quais se podem aplicar desvios de consumo, sendo estas as MLR, MSR, MLL, os termoacumuladores e os veículos eléctricos. O termoacumulador, como já referido, é uma carga à qual podem ser aplicados os três tipos de acções de controlo: interrupção de funcionamento por breves instantes, desvio de ciclos e alteração do nível de serviço fornecido em alguns instantes de tempo, sendo aqui analisada apenas a acção representativa de desvio. O VE é analisado apenas quando em carregamento e considera-se apenas a alteração da potência de carga, sem interrupção total.

5.1.1 MLL, MLR e MSR

As cargas MLL, MLR e MSR possuem a particularidade de não poderem ser interrompidas, com prejuízo da qualidade do serviço prestado ser afectada de forma significativa.

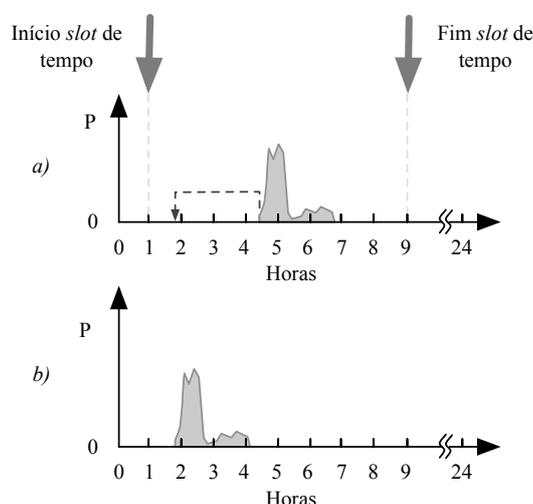


Figura 29 - Exemplo de deslocamento de uma carga cíclica no tempo

Assim sendo, o escalonamento deste tipo de cargas baseia-se no deslocamento dos ciclos no tempo, de modo a encontrar o melhor período onde o ciclo optimize o custo e respeite as restrições e preferências que lhe estão associadas.

A Figura 29 exemplifica um hipotético deslocamento de uma carga cíclica no tempo, em que esta é adiantada aproximadamente duas horas, onde em *a)* é apresentado o ciclo antes do deslocamento, e em *b)* após o deslocamento.

5.1.2 Termoacumulador

O termoacumulador é uma carga cujo funcionamento pode ser interrompido e/ou parcialmente desviado, podendo funcionar em períodos alternados. A necessidade de água quente no sector residencial não é contínua, e pode ser prevista com antecedência, e a temperatura da água também é diferente para utilizações diferentes. Por outras palavras, não interessa ao utilizador que a água esteja sempre “quente”, sendo apenas necessário que esteja à temperatura adequada para cada utilização nos momentos que pretende usufruir desta. No processo de escalonamento aqui estudado foi considerado que o termoacumulador funciona apenas com um ciclo, que representará a energia que é necessário fornecer à água para ter o serviço disponível ao longo de todo o dia.

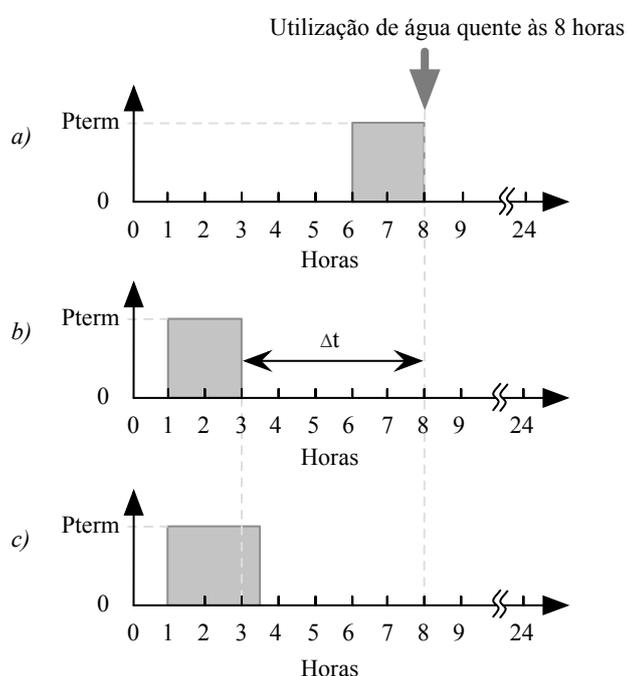


Figura 30 – Modelo alternativo de um termoacumulador

Neste caso, o modelo para um termoacumulador pode ser representado por um ciclo de funcionamento. A Figura 30 a) mostra um exemplo, em que para o utilizador usufruir da água quente ao longo do dia, a começar pelas 8 horas, esta é aquecida imediatamente, sendo que para isso o termoacumulador funciona das 6 às 8 horas à sua potência nominal. No entanto, o utilizador não se importa que o ciclo do termoacumulador seja alocado noutra período do dia, se à hora pretendida possuir a água à temperatura estipulada, se for mais vantajoso do ponto de vista económico.

Caso seja vantajoso a nível de minimização do custo de energia, o ciclo do termoacumulador pode ser alocado com uma antecedência de Δt minutos (Figura 30 b)), relativamente à necessidade do serviço de energia fornecido. Contudo, é necessário considerar as perdas térmicas resultantes do armazenamento de água no termoacumulador. Será necessário o funcionamento

durante um maior período de tempo, de forma a elevar a temperatura da água, para compensar as perdas térmicas durante o armazenamento até ao consumo da água.

Sendo assim, a duração do ciclo de funcionamento presente na Figura 30 b) deve ser mais longo. Suponhamos que perdas térmicas de 10 minutos de água quente armazenada equivalem a 1 minuto de funcionamento do termoacumulador à potência nominal, então o ciclo Figura 30 c) deverá ser mais longo 30 minutos. Uma vez que se está a considerar o início do ciclo fixo, e a duração deste variável, o ciclo terá de ser mais longo 27 minutos, ao invés dos 30 minutos.

A Figura 30 c) ilustra a mesma situação retratada em b), tendo em conta as perdas térmicas do armazenamento de água quente.

5.1.3 Veículo Eléctrico

O VE não deve ser tratado como uma carga interrompível, uma vez que as sucessivas interrupções diminuem a vida útil das baterias [12]. No entanto, pode-se considerar que o seu carregamento é um ciclo, e que pode ser deslocado no tempo. Por outro lado o VE pode ser tratado como uma carga reparametrizável, uma vez que é possível variar a potência de carregamento, sendo afectado apenas o tempo de carregamento.

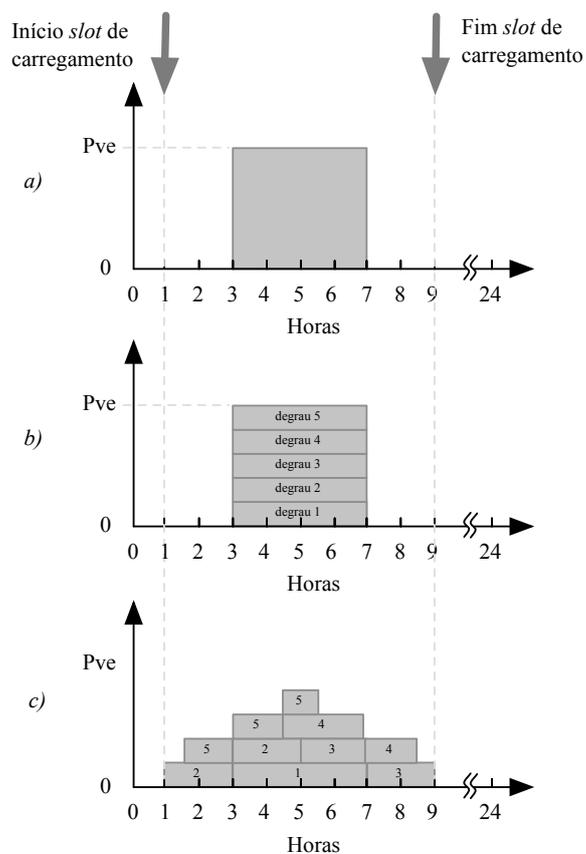


Figura 31 – Modelo alternativo de carregamento do VE

O carregamento não controlado do VE pode ser representado de forma aproximada por um degrau de potência, isto é, com potência de carregamento constante durante um determinado

período de tempo (ver Figura 31 *a*). Neste caso, o escalonamento do VE limita-se ao deslocamento no tempo de um ciclo com determinada potência e duração e apresenta características semelhantes às outras cargas cíclicas.

Todavia, não é forçoso que a potência de carregamento seja constante ao longo do seu ciclo, esta pode variar, impondo variação também ao tempo de funcionamento. Para efeitos de escalonamento será considerado o carregamento por degraus de potência, em que a potência total de carregamento é dividida em fracções de potência fixa com duração fixa, como apresentado na Figura 31 *b*). Estes podem sofrer deslocamentos no tempo, de modo a otimizar o escalonamento, como exemplificado na Figura 31 *c*), sem nunca haver interrupção de funcionamento.

5.2 Restrições e Preferências no Escalonamento

Foi já referido que associadas às cargas e/ou à utilização do serviço de energia fornecido pelas cargas há restrições técnicas e preferências do consumidor que devem ser tidas em conta num processo de escalonamento. Grosso modo pode dizer-se que o escalonamento de cargas conta com dois tipos de restrições: rígidas e suaves. As restrições rígidas dizem respeito à obrigatoriedade de cumprir certo requisito, as restrições suaves dizem respeito a um requisito que não é obrigatório mas desejável. Por exemplo, quando um consumidor identifica dois intervalos de tempo possíveis para o funcionamento da MLL, é considerada como uma restrição rígida e a MLL tem que funcionar num desses intervalos. Porém, o consumidor pode dar preferência a um dos intervalos relativamente ao outro, considerando-se neste caso uma restrição suave. A violação das restrições é penalizada em termos de função objectivo que caracteriza o desempenho de cada potencial solução para o problema.

Mais um exemplo de restrição rígida é a uma restrição relativa a questões contratuais, que é o limite da potência contratada da instalação em causa, sendo a potência que nunca deve ser excedida de modo a não comprometer o fornecimento de energia eléctrica.

As restrições de conforto relativas à utilização dos serviços de energia dizem normalmente respeito ao cumprimento de *slots* de tempo que garantem o menor incómodo causado nos hábitos e rotinas do utilizador. *Slots* de tempo são intervalos de tempo em que o utilizador permite o funcionamento de determinada carga. Preferências de *slots* de tempo permitem implementar expressões diversas das preferências do utilizador. Por exemplo, abdicar de algum conforto em troca de um custo de aquisição de energia eléctrica mais baixo, ou serem representativas da comodidade na utilização dos serviços de energia.

Por fim, a preferência de segurança é imposta consoante a potência disponível entre a potência total do escalonamento das cargas e a potência contratada, que visa minimizar o risco de

interrupção do fornecimento de energia eléctrica caso haja variações não previstas da carga não considerada pelo escalonamento.

5.2.1 Restrição de Potência Máxima

Actualmente a potência pedida à rede é limitada por um Dispositivo Controlador Potência (DCP), que actua no sentido de interromper o fornecimento de electricidade quando ultrapassa um valor pré-estabelecido (potência contratada). No caso do escalonamento que se pretende efectuar há a possibilidade de considerar uma potência contratada variável ao longo do dia. Isto pode ser particularmente benéfico para os SEE no sentido em que pode limitar em períodos programados a potência entregue à instalação do consumidor. Por outro lado, permite aumentar a potência contratada para promover o deslocamento de carga para horas de vazio.

Evidencia-se a necessidade de a resolução temporal do escalonamento ser elevada, de forma a que as restrição de potência máxima se mantenha o mais fiel possível à realidade. Diagramas horários, ou mesmo de quarto de hora, não são adequados para este tipo de estudos. Uma MLR por exemplo, apresenta 80% da sua energia consumida nos primeiros instantes do seu ciclo. Caso este tipo de diagramas sejam analisados horariamente, desprezando os picos de consumo típicos das cargas, mesmo que horariamente a potência média não exceda a potência máxima, quando analisados com uma maior resolução temporal ir-se-á verificar que efectivamente a potência máxima é excedida. Este facto pode ser verificado na Figura 32.

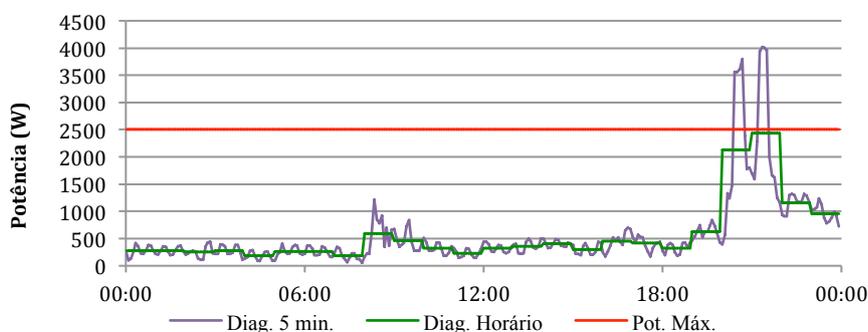


Figura 32 - Importância de diagramas com alta resolução temporal

Apesar de diagramas médios serem bastante populares, e proporcionarem um escalonamento rápido, são uma prática pouco precisa e grosseira de encarar as cargas cíclicas [15] [17] [20] [21] [26]. Em [18] é usado um escalonamento com uma resolução de tempo de um minuto, o que torna o escalonamento muito mais aproximado da realidade.

A resolução temporal dos diagramas considerados no escalonamento será de 1 minuto. Isto significa que um diagrama para 24 horas será representado por um conjunto de 1440 minutos.

5.2.2 Restrição de Slots de Tempo

Assumir que o algoritmo tem poder de decisão para alocar a qualquer hora do dia as cargas

cíclicas significa interferir no conforto e/ou na disponibilidade do consumidor para usufruir do serviço de energia. Por exemplo, há consumidores que não pretendem o funcionamento de MLL e MLR durante a noite pelo receio de inundações e pelo ruído produzido, ou não pretendem que a roupa fique mais de um determinado tempo na MLR depois de lavada ou que a MSR entre em funcionamento, após a MLR ter acabado de lavar, no máximo até um tempo determinado. Pode ainda haver vários períodos de tempo em que os equipamentos possam funcionar mas aos quais o utilizador atribua níveis de preferência diferentes.

Conclui-se que o período em que determinada carga cíclica deverá funcionar deve ser sempre definida pelo o utilizador, de modo a que não interfira na sua rotina nem no seu conforto.

A solução passa pela definição de determinados períodos horários (*slots* de tempo), em que é permitido o funcionamento de um determinado ciclo de uma dada carga de utilização final. O utilizador apenas tem de definir a partir de que hora o equipamento pode entrar em funcionamento, e qual a hora em que o equipamento deve ter terminado o seu ciclo. É claro que se o funcionamento de um ciclo demora 60 minutos, o *slot* de tempo deve ser superior a esses 60 minutos. Quanto maior o *slot* maior é o potencial para redução de custos, uma vez que existem mais possibilidades de alocação das cargas.

Na Figura 33 o conceito de *slot* de tempo é ilustrado. Este exemplo é composto por três cargas, cada uma delas com um *slot*. Sendo assim, a MLL deve operar entre a meia noite e as 7 horas da manhã, a MLR entre as 16 e 18 horas, e a MSR entre as 18 e 22 horas.

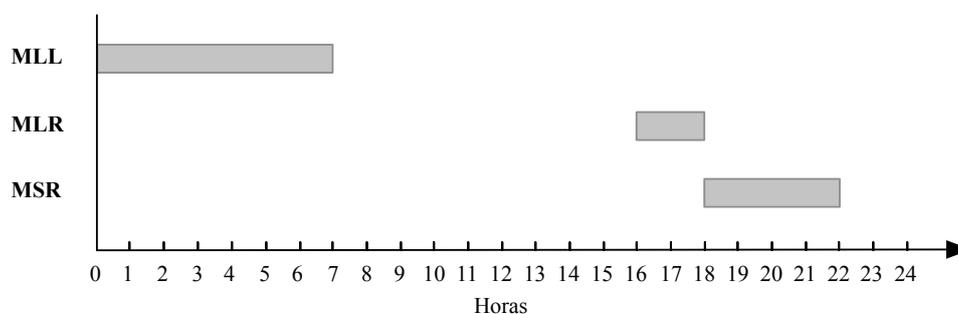


Figura 33 - Exemplo de várias cargas com *slots*

Uma vez que só há um *slot* de tempo para cada carga no exemplo anterior, mesmo que o custo nesse período seja elevado, o ciclo deve mesmo assim ser alocado. Porém, o consumidor pode ser flexível ao ponto de permitir que um determinado ciclo opere em mais do que um *slot* horário. Imaginemos o exemplo prático (ilustrado na Figura 34) de um consumidor que carrega a MLR às 7 horas. No entanto por temer inundações não permite que esta esteja em funcionamento quando está fora de casa. Sai de casa às 9 horas, volta para almoçar ao meio dia, e volta a sair às 14 horas. A MLR pode lavar num dos dois *slots* de tempo, ou das 7 às 9 horas, ou das 12 horas às 14 horas. Neste caso a flexibilidade do consumidor está a conceder alternativas ao algoritmo para o escalonamento da MLR.

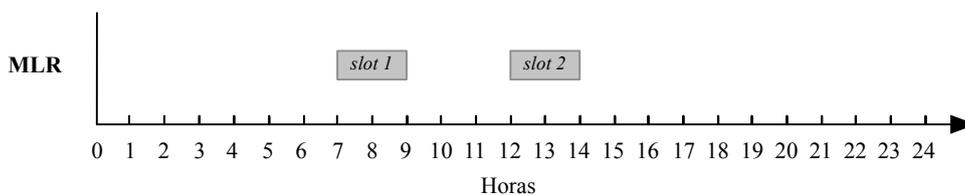


Figura 34 - Exemplo de vários slots para um único ciclo

5.2.2.1 Preferências de Slots

Em certas circunstâncias é difícil determinar com exactidão pelo consumidor quando será o início e o fim do *slot* de tempo. Consideremos o exemplo de um consumidor que não pretenda o funcionamento da MLL a partir das 23 horas. Porém, se compensar economicamente, este consumidor admite que o fim do ciclo exceda em uma hora as 23 horas, terminando então às 24 horas (a Figura 35 ilustra este exemplo). Ou seja, entre as 0 horas e as 21 horas não é possível a alocação da MLL, entre as 21 horas e as 23 horas pode ser feita sem qualquer tipo de restrição e entre as 23 horas e as 24 horas pode também ser feita a alocação do funcionamento da MLL, mas com alguma penalização em termos de conforto para o consumidor. Neste exemplo da Figura 35 a penalização entre as 23 horas e as 24 horas é linear e crescente à medida que nos afastamos das 23 horas.

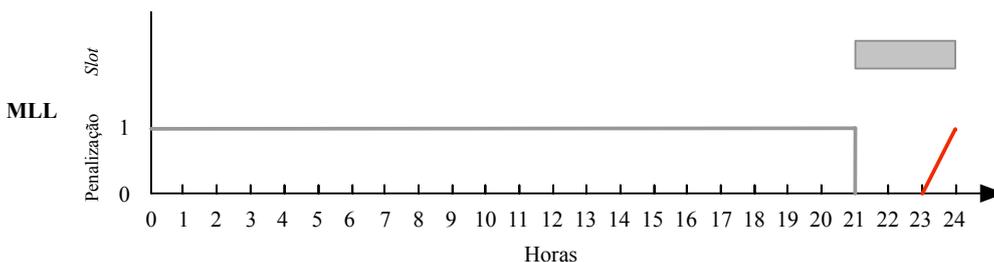


Figura 35 - Penalização de slot entre as 23 e as 24 horas

Há muitas vezes situações em que o utilizador define várias *slots* de tempo possíveis para o funcionamento de uma determinada carga, mas relativamente aos quais o utilizador tem níveis de preferência diferentes. Ou seja, o utilizador não se importa que a carga seja colocada em funcionamento no *slot 1* ou no *slot 2* mas prefere que seja na 1.



Figura 36 - Penalização de slot 2 relativamente ao slot 1

A Figura 36 exemplifica a possibilidade da alocação de um ciclo de MLL em dois *slots* de tempo distintos. O primeiro das 17 às 20 horas, sem qualquer penalização; o segundo das 21 às 24 horas com penalização. O utilizador prefere que a MLL funcione no primeiro *slot*, mas permite que

entre em funcionamento no segundo *slot*.

5.2.3 Preferência de Segurança

O algoritmo implementado permite que no escalonamento efectuado se opte sempre por soluções que maximizam a potência disponível num dado instante de tempo, ou seja, entre duas soluções possíveis escolhe sempre aquela cujo valor máximo de potência do diagrama diário, considerando o funcionamento de todas as cargas não controladas (carga base) e o das cargas controladas, seja menor. A potência de carga base é constituída por todos os equipamentos que o utilizador coloca em funcionamento sem qualquer tipo de escalonamento. Deste modo, está sujeita a variações imprevisíveis, as quais podem dar origem ao accionamento do DCP e interromper o fornecimento de energia eléctrica à instalação do consumidor.

A título de exemplo a Figura 37 apresenta duas situações em que a mesma carga, neste caso um ciclo de MLL, é alocado à mesma hora, em que apenas varia a potência de carga base. O diagrama do caso *a)* tem uma potência de pico de 4,4 kW, aproximadamente, o que corresponde uma folga relativamente à potência contratada de 0,6 kW. O diagrama do caso *b)* tem uma potência de pico de aproximadamente 5,2 kW, o que excede a potência contratada e dá origem à interrupção do fornecimento de energia eléctrica.

Uma vez que se está a lidar com escalonamentos para o dia seguinte, não é possível prever com exactidão as cargas não controláveis que o utilizador irá colocar em funcionamento, podendo-se estar a escalonar tendo em conta a potência de carga base do diagrama *a)* e na realidade a potência consumida pela carga base ser diferente (ver Figura 37 *b)*).

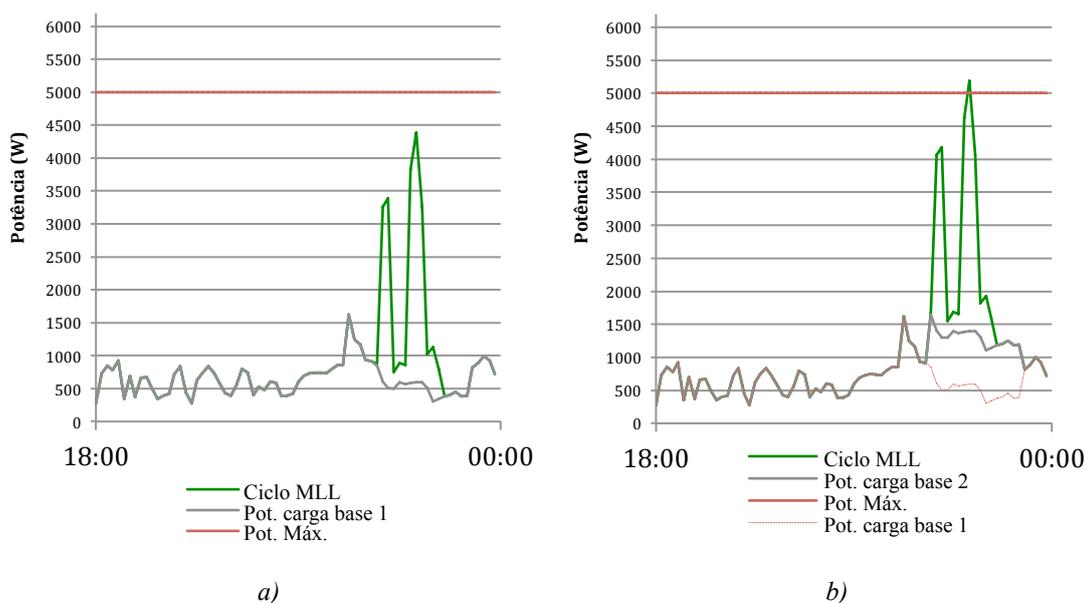


Figura 37 – Exemplo de alteração da potência de carga base: *a)* Escalonamento baseado em previsões; *b)* Diagrama de cargas na realidade

De modo a prevenir possíveis situações deste género, o escalonamento deve optar por alocar as

cargas controláveis de forma a minimizar a potência de ponta. Isto não evita completamente a situação da Figura 37, que também pode ocorrer sem escalonamento, mas minimiza o risco de tal acontecer.

A Figura 38 apresenta o mesmo escalonamento da Figura 37. No entanto, tendo em conta a minimização da potência de ponta, neste caso é suficiente para evitar que a potência total consumida exceda a potência máxima admissível. Na Figura 38 a) o ciclo da MLL começa ligeiramente mais tarde do que no escalonamento mostrado na Figura 37 a), mas mostra-se suficiente para lidar com o aumento imprevisto da carga base.

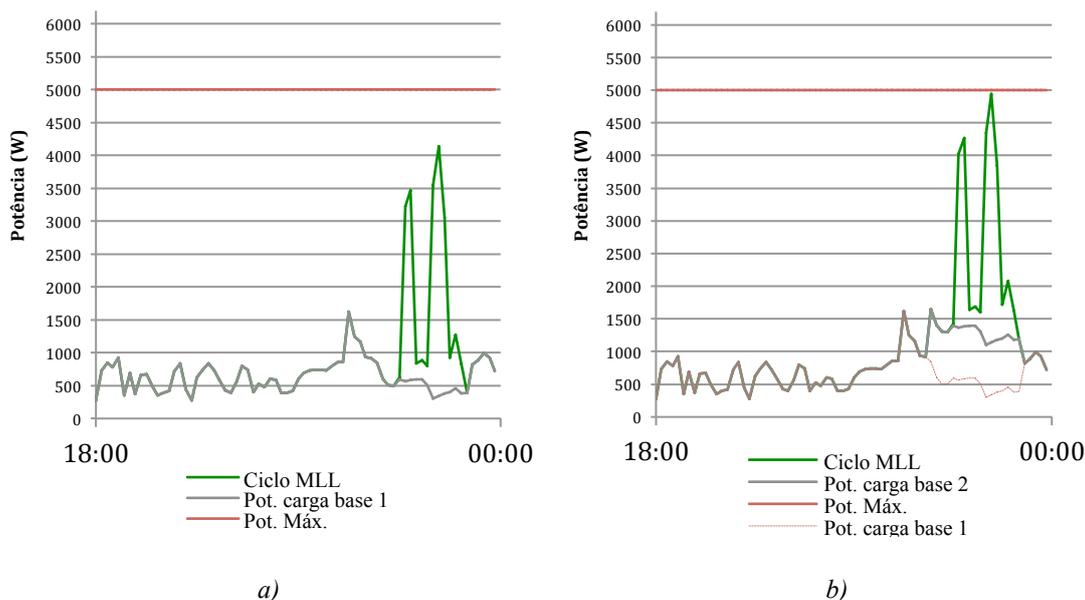


Figura 38 - Exemplo de alteração da potência de carga base: a) Escalonamento baseado em previsões e considerando a redução da potência de ponta; b) Diagrama de cargas na realidade

Ainda assim, escalonamentos de cargas com a mesma potência de ponta podem ter diferentes configurações, que se traduzem em diferentes riscos da potência das cargas exceder a potência contratada. Deste modo, a preferência de segurança baseada exclusivamente na penalização potência de ponta do escalonamento não se mostra suficiente.

A Figura 39 a) trata um escalonamento em que dois ciclos distintos são alocados em períodos sobrepostos, o que leva a uma potência superior a 2,5 kW durante um sensivelmente 50 minutos. A Figura 39 b) trata exactamente o mesmo escalonamento, apenas com a antecipação de um ciclo, onde a potência é superior a 2,5 kW durante 40 minutos. Note-se que a potência de ponta é aproximadamente igual nos dois casos.

A nível doméstico existem várias cargas com potências consideráveis e que funcionam durante um curto período de tempo, como são os exemplos dos secadores, micro-ondas, batedeiras, etc. Se o utilizador colocar uma carga não controlável deste tipo em funcionamento que não tenha sido prevista no escalonamento, corre o risco da energia eléctrica ser interrompida por excesso de potência.

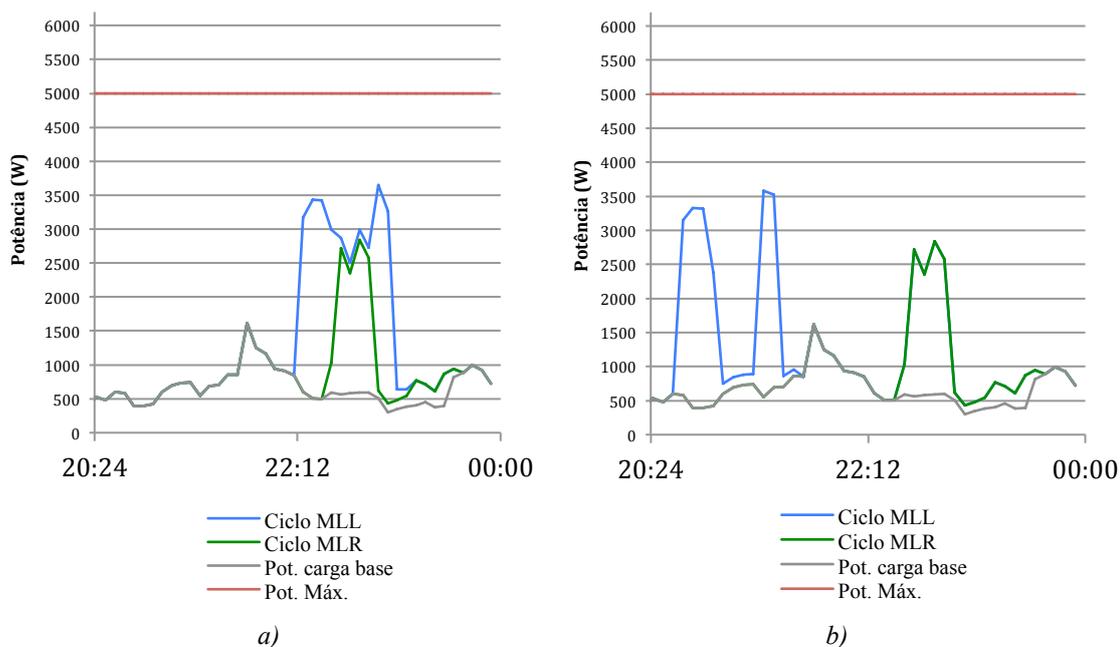


Figura 39 - Exemplos de diagramas de carga: a) Com sobreposição de ciclos; b) Sem sobreposição de ciclos

Há então a necessidade de considerar para a preferência de segurança a energia disponível nos períodos em que ciclos são alocados. Retomando o exemplo da Figura 39, o escalonamento a) seria mais penalizado que o escalonamento b), uma vez que durante os períodos em que os ciclos são alocados dispõe de menos energia entre a potência do escalonamento e a potência contratada.

5.3 Modelo Matemático

A expressão (8) apresenta a função objectivo do problema de escalonamento de cargas, esta é constituída por custos de aquisição de energia e custos de monetização do desconforto do utilizador e qualidade de serviço de energia prestado.

Para além de ser considerada uma resolução de tempo de 1 minuto, são consideradas um conjunto de restrições e preferências que se destacam relativamente às publicações de outros autores referidos no capítulo 4. É o caso das preferências de *slots* que procura minimizar o desconforto do utilizador, como da preferência de segurança que é uma mais valia a nível de qualidade de serviço de energia fornecida.

- N_c : Número de cargas cíclicas a escalonar
- N_t : Tempo em minutos do escalonamento
- $P_{j,k}^c$: Potência média pedida à rede pela carga cíclica j no minuto k
- $P_{cb,k}$: Potência média consumida pela carga base no minuto k
- c_k : Custo da energia eléctrica por kWh no minuto k
- T_j^f : Último minuto não penalizado pela preferência de fim de *slot* em que a carga cíclica j é alocada
- T_j^s : Primeiro minuto não penalizado pela preferência de início de *slot* em que a carga cíclica j é alocada
- M_j^s : Minuto inicial do *slot* em que a carga cíclica j é alocada
- M_j^f : Minuto final do *slot* em que a carga cíclica j é alocada
- ϵ_j^s : Tempo em minutos que a carga cíclica j sofre uma penalização de início de *slot*
- ϵ_j^f : Tempo em minutos que a carga cíclica j sofre uma penalização de fim de *slot*

$p_{j,s}^{\text{pref}}$: Penalização de preferência de *slot* (entre 0 e 1)
 cp_{slot} : Coeficiente de penalização de preferência de *slots* de tempo
 cp_{seg} : Coeficiente de penalização de preferência de segurança
 cp_{exc} : Coeficiente de penalização de potência máxima
 x_j^s : Minuto de início da carga cíclica j
 x_j^f : Minuto de fim da carga cíclica j
 t_j : Tempo de duração da carga cíclica j
 P_k^M : Potência contratada no minuto k
 P_{km}^M : Potência contratada no minuto de maior potência consumida
 τ_k^E : Excesso de potência pedida à rede para além da potência contratada no minuto k
 τ_k^F : Folga da potência pedida à rede relativamente à potência contratada no minuto k
 km_k : Determina os minutos em que são alocadas cargas cíclicas (caso o seja é igual a 1)

$$\begin{aligned}
\min f = & \left(\sum_{j=1}^{N_c} \left(\sum_{k=x_j^s}^{x_j^f} (P_{j,k}^c \times c_k) \right. \right. \\
& + \left. \left. \left(\sum_{i=1}^{\epsilon_j^s} \left(\frac{1 - p_{j,s}^{\text{pref}}}{T_j^s - M_j^s} \times i \times c_{T_j^s - i} \right) + \sum_{i=1}^{\epsilon_j^f} \left(\frac{1 - p_{j,s}^{\text{pref}}}{M_j^f - T_j^f} \times i \times c_{T_j^f + i} \right) + \sum_{k=x_j^s}^{x_j^f} (p_{j,s}^{\text{pref}} \times c_k) \right) \right. \right. \\
& \left. \left. \times cp_{\text{slot}} \right) + \sum_{k=1}^{N_t} (\tau_k^E \times c_k \times cp_{\text{exc}}) \right. \\
& \left. + \frac{\sum_{k=1}^{N_t} km_k}{\sum_{k=1}^{N_t} (\tau_k^F \times km_k)} \times \frac{\max \left(\sum_{j=1}^{N_c} P_{j,k}^c + P_{cb,k}, \forall k \in \{1, \dots, N_t\} \right)}{P_{km}^M} \times cp_{\text{seg}} \right) \times \frac{1}{60}
\end{aligned} \tag{8}$$

s. a.

$$x_j^f = x_j^s + t_j, \quad \forall j \in \{1, \dots, N_c\} \tag{9}$$

$$x_j^s \geq T_j^s - \epsilon_j^s, \quad \forall j \in \{1, \dots, N_c\} \tag{10}$$

$$x_j^f \leq T_j^f + \epsilon_j^f, \quad \forall j \in \{1, \dots, N_c\} \tag{11}$$

$$\epsilon_j^s \geq 0, \quad \forall j \in \{1, \dots, N_c\} \tag{12}$$

$$\epsilon_j^f \geq 0, \quad \forall j \in \{1, \dots, N_c\} \tag{13}$$

$$T_j^s < T_j^f, \quad \forall j \in \{1, \dots, N_c\} \tag{14}$$

$$M_j^s \leq x_j^s, \quad \forall j \in \{1, \dots, N_c\} \tag{15}$$

$$M_j^f \geq x_j^f, \quad \forall j \in \{1, \dots, N_c\} \tag{16}$$

$$M_j^s < M_j^f, \quad \forall j \in \{1, \dots, N_c\} \tag{17}$$

$$M_j^s \geq 0, \quad \forall j \in \{1, \dots, N_c\} \tag{18}$$

$$M_j^s \leq T_j^s, \quad \forall j \in \{1, \dots, N_c\} \tag{19}$$

$$M_j^f \geq T_j^f, \quad \forall j \in \{1, \dots, N_c\} \tag{20}$$

$$M_j^f \leq N_t, \quad \forall j \in \{1, \dots, N_c\} \tag{21}$$

$$\sum_{j=1}^{N_c} P_{j,k}^c + P_{cb,k} = P_k^M + \tau_k^E - \tau_k^F, \quad \forall k \in \{1, \dots, N_t\} \tag{22}$$

$$\tau_k^E \geq 0, \quad \forall k \in \{1, \dots, N_t\} \tag{23}$$

$$\tau_k^f \geq 0, \quad \forall k \in \{1, \dots, N_t\} \quad (24)$$

$$km_k = 1, \quad \forall k \in \{x_j^s, \dots, x_j^f\} \quad (25)$$

O termo da função objectivo a cor azul corresponde ao custo de aquisição da energia consumida pelas cargas cíclicas que se pretendem escalonar; os termos a cor vermelha representam as penalizações de início e fim de *slot* de tempo, assim como a penalização de preferência entre *slots*; o termo a cor cinza representa a penalização de potência excedida, onde cp_{exc} é um valor elevado, muito superior a cp_{seg} e cp_{slot} ; o termo a verde representa as penalizações de minimização de energia e potência de ponta.

Nas expressões (9) a (25) são apresentadas as restrições do problema de escalonamento que se descrevem de seguida. A expressão (9) define o instante de fim de ciclo com base no instante de início e sua duração; As expressões (10) a (13) definem o número de minutos que um dado ciclo sofre uma penalização de início e/ou fim; As expressões (14) a (21) garantem que os *slots* de tempo estão correctamente definidos, e garantem a alocação de uma dada carga dentro dos limites do *slot* de tempo. A expressões (22), (23) e (24) determinam a potência excedida ou a folga do escalonamento da potência pedida à rede em relação à potência contratada; A expressão (25) determina os períodos de tempo em que pelo menos um ciclo é alocado.

5.4 Escolha de Método/Algoritmo

Após a formulação matemática do problema, o algoritmo a utilizar tem de ser eficiente, não só na aproximação do valor óptimo mas também computacionalmente (devendo ser expedito na resolução do mesmo).

À semelhança dos escalonamentos já referidos, ferramentas mais indicadas para a resolução deste tipo de problema são as meta-heurísticas. Neste caso foram implementadas duas, uma baseada em *PSO* e outra em *AG*. É importante frisar que estes algoritmos na maior parte das vezes não determinam o óptimo global, mas antes um valor muito próximo deste.

5.4.1 Optimização Cíclica com *PSO*

Uma possível solução para o escalonamento será a optimização de cada carga cíclica individualmente para todas as combinações possíveis, ao invés da optimização em simultâneo das N_c cargas.

A Figura 40 ajuda a ilustrar o método proposto, tendo em conta duas cargas cíclicas, em que cada carga tem dois *slots* de tempo, em que cada círculo corresponde à optimização individual da carga n e *slot* m . A melhor solução resultante destas combinações é considerada óptima.

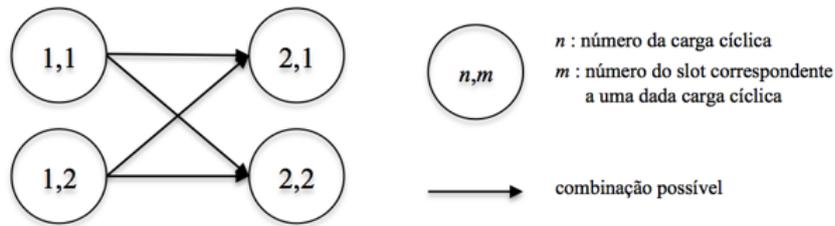


Figura 40 - Exemplo de escalonamento de duas cargas cíclicas, cada uma com dois slots de tempo

Uma vez que se está a lidar com óptimos individuais, a ordem em que o escalonamento é efectuado importa no que respeita à solução. Alocar primeiro a carga 1, e posteriormente a carga 2, não significa que terá a mesma solução de escalonamento caso a carga 2 seja alocada antes da carga 1, devido à restrição de potência máxima. Assim sendo, para além das combinações que constam na Figura 40, têm de ser tidas em conta também as presentes na Figura 41 (ter em atenção sentido das setas).

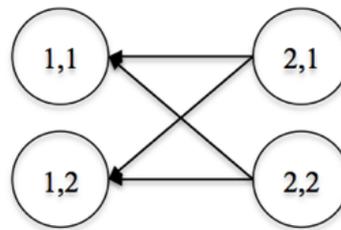


Figura 41 - Combinações restantes do escalonamento para dois ciclos e duas cargas

Em suma o número de combinações totais podem ser calculadas pela expressão (26), em que N_c representa o número total de cargas a escalonar, e $N_{s,j}$ representa o número total de slots de tempo da carga j .

$$N_c! \times \prod_{j=1}^{N_c} N_{s,j} \quad (26)$$

Para o exemplo anterior, com 2 cargas e 2 slots de tempo em cada uma delas, o número total de combinações seria 8.

5.4.1.1 Problema de Rapidez de Escalonamento

O facto do algoritmo baseado em *PSO* ser decomposto em problemas mais simples, torna a optimização do escalonamento mais fácil do ponto de vista algorítmico, contudo, quando considerado um número razoável de ciclos e slots de tempo, o tempo de escalonamento aumenta substancialmente.

Na Figura 42 são apresentados o número de combinações possíveis para escalonar um determinado número de ciclos, cada um com um determinado número de slots de tempo. Neste exemplo consideram-se todas as cargas com o mesmo número de slots, por uma questão de simplicidade.

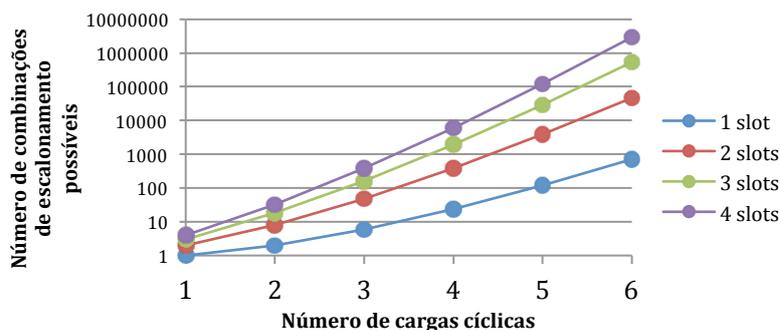


Figura 42 - Número de escalonamentos possíveis para um dado número de ciclos e slots de tempo

É possível observar o aumento impetuoso das combinações possíveis de escalonamento, o que aumentará significativamente o tempo computacional da resolução deste.

Isto leva a concluir que poderá não ser o algoritmo mais adequado à resolução de um escalonamento com um elevado número de cargas cíclicas e slots de tempo associados a estas.

5.4.1.2 Problema da Optimização Individual das Cargas

A optimização individual de cargas e posterior arranjo de combinações, além da possibilidade de elevados tempos computacionais, apresenta uma desvantagem relevante que é a falta de capacidade de olhar para o escalonamento como um todo.

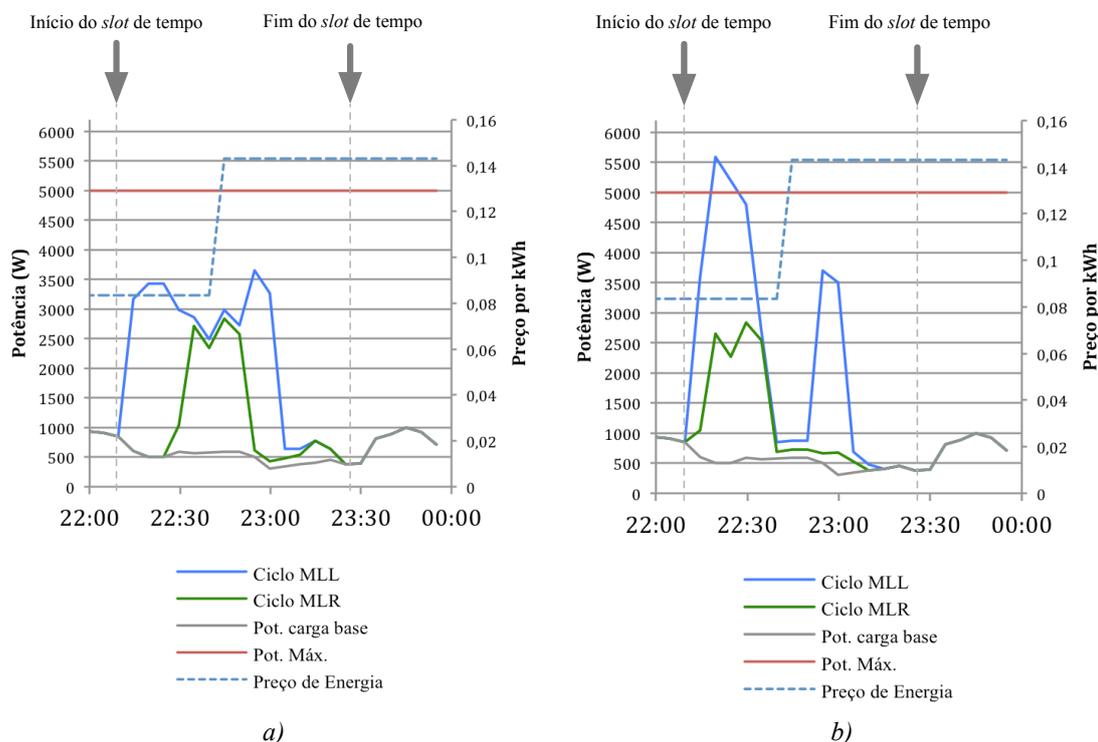


Figura 43 - Problema de escalonamento: a) escalonamento simultâneo dos ciclos (AG); b) escalonamento individual dos ciclos (PSO)

A alocação de uma dada carga no seu custo óptimo individual poderá impedir que outras cargas sejam alocadas adequadamente em termos de custos. Isto é particularmente problemático quando se consideram slots de tempo reduzidos para os ciclos que se pretende alocar.

A Figura 43 apresenta dois escalonamentos simplificados a título de exemplo, sendo a)

respeitante à melhor otimização para os ciclos em questão, e *b)* respeitante a um escalonamento otimizado individualmente para cada ciclo pela otimização cíclica com *PSO*.

Em *a)* é possível verificar que os dois ciclos (MLL e MLR) podem ser alocados no mesmo *slot* de tempo, sem exceder a potência máxima.

Em *b)*, uma vez que os ciclos são alocados individualmente não é possível escalonar os dois ciclos no mesmo *slot* de tempo. Ou seja, o algoritmo vai alocar primeiro a MLR no período que esta minimiza o seu custo, e posteriormente alocar a MLL. Depois de alocar a MLR, não há possibilidade de alocar o segundo ciclo neste *slot* a preços mais baixos sem exceder a potência contratada.

5.4.2 Otimização com AG

Por forma a colmatar a falta de eficácia da ferramenta proposta baseada em *PSO*, é apresentada de seguida uma ferramenta alternativa baseada em AG, que tem a capacidade de avaliar a função objectivo de minimização de custo para todas as cargas do escalonamento simultaneamente. Esta capacidade é particularmente importante sempre que a solução do escalonamento não corresponda ao óptimo de cada carga, mas sim ao óptimo custo do conjunto de todas as cargas. Relativamente à ferramenta apresentada anteriormente apresenta ainda a vantagem de explorar soluções admissíveis para situações de pouca margem de potência do escalonamento relativamente à potência contratada.

5.4.2.1 Representação Binária vs Inteira

É comum na otimização com AG optar-se pela sua forma binária. No entanto, esta representação neste problema em concreto apresenta algumas desvantagens.

Uma vez que se trata de cargas cíclicas, apenas interessa saber qual é o instante inicial do ciclo e portanto uma representação binária não deverá ser a mais eficiente. Mas veja-se mais em detalhe. Para este problema de escalonamento há duas possíveis representações binárias.

A primeira compreenderia uma representação composta por um vector de zeros à excepção do elemento do instante inicial que seria representado por “1”. Esta representação seria muito dispendiosa a nível de memória em relação a uma representação discreta, onde o vector pode ser substituído pelo número correspondente ao instante de tempo de início do ciclo.

A Figura 44 ilustra uma hipotética alocação de um ciclo a título de exemplo, em que o tempo total de escalonamento é 1440 minutos, e o instante inicial do ciclo é o minuto 50. É necessário alertar para a necessidade da ferramenta ter a capacidade de verificar se o comprimento temporal do ciclo não excede o tempo admissível para a alocação do mesmo.

Minutos	1	2	3	...	50	...	1440
---------	---	---	---	-----	----	-----	------

Início ciclo 0 0 0 0 1 0 0

Figura 44 - Alocação de ciclo com a primeira representação binária (minuto de início: 50)

A segunda representação binária seria uma codificação BCD, onde cada conjunto de bits corresponderia a um número decimal se decodificado. Apresenta a desvantagem de ser uma representação que não é tão flexível em termos de tempo de escalonamento como seria desejado. Para escalonar 1440 minutos, na verdade ter-se-ia de escalonar um conjunto de 11 bits em BCD, que corresponde em decimal a 2047 minutos. Em alternativa o número de soluções não admissíveis seria elevada.

Uma outra desvantagem desta última representação é a necessidade da constante decodificação de cada gene (de BCD para decimal), de modo a calcular a aptidão de cada indivíduo.

Na Figura 45 é apresentada uma possível alocação de um ciclo, cujo o minuto inicial é 50, e o tempo total de escalonamento é 1440 minutos.

BCD 0 0 0 0 0 0 0 0 1 1 0 0 1 0

Figura 45 - Alocação de ciclo com a segunda representação binária (minuto de início: 50)

A representação inteira contorna os problemas de representações binárias, não necessitando de demasiada memória, nem de decodificação, e apresenta-se flexível no tempo de escalonamento sem que para tal tenha que se lidar com soluções não admissíveis adicionais.

Esta representação faz equivaler para cada ciclo um minuto de início (em decimal), ou seja, para os exemplos da Figura 44 e Figura 45 a representação equivalente seria simplesmente o número 50, uma vez que o instante de início é o minuto 50.

Assim sendo, um indivíduo é representado por um conjunto de inteiros, onde cada alocação de ciclo corresponde a um inteiro.

5.4.2.2 Seleção no problema de escalonamento

A escolha de um método de selecção adequado pode determinar a performance do algoritmo. Desta forma, e com base na análise feita anteriormente sobre o método de selecção da roleta e do torneio, optou-se pela escolha do método do torneio. A escolha prende-se sobretudo com a necessidade de evitar a convergência prematura (ao contrário do que acontece no método da roleta), e a manutenção aceitável de diversidade de indivíduos.

O método tradicional do torneio para a escolha de dois progenitores efectua dois torneios e o melhor indivíduo de cada torneio é seleccionado como um dos pais para a reprodução. De modo a tornar este processo mais rápido computacionalmente, alterou-se ligeiramente a forma de selecção. Ao invés de se efectuarem dois torneios em separado, apenas se realiza um torneio onde os dois indivíduos mais aptos são seleccionados para progenitores. Apesar de ser uma alteração subtil, quando este método é repetido um elevado número de vezes, representa um

ganho computacional, com uma qualidade similar de desempenho do algoritmo.

Este método é especialmente vantajoso quando se colocam em torneio poucos indivíduos (por. ex. 3 indivíduos), exercendo assim pouca pressão na convergência da solução e conservando a diversidade de indivíduos existente. Caso se pretenda uma convergência mais acentuada esta é possível através do aumento do número de indivíduos que vão a torneio. No entanto, não é recomendável que tal seja feito, uma vez que pode causar uma convergência prematura.

5.4.2.3 *Crossover* no problema de escalonamento

Antes de avançar para o método de *crossover* proposto é necessário compreender o seu significado quando aplicado ao escalonamento de cargas. A alocação de cargas pode estar sujeita a restrições de alocação temporal através dos *slots* de tempo. Podendo, ciclos distintos ter restrições de alocação distintas. Não fará sentido o cruzamento de genes distintos de modo a obter um novo indivíduo. No fundo, estar-se-á a misturar ciclos distintos, com *slots* de tempo diferentes, o que pode originar soluções não admissíveis. É de evitar lidar com soluções não admissíveis uma vez que diminuem a performance do algoritmo.

É claro então, que o *crossover* deve ser feito gene a gene, ou por outras palavras, entre minutos iniciais correspondentes ao mesmo ciclo.

A Figura 46 exemplifica um possível cruzamento entre dois progenitores. O Progenitor 1 corresponde à sequência de alocações de ciclos nos minutos 1200, 30, 550 e 400, para os ciclos 1, 2, 3 e 4 respectivamente. O Progenitor 2 corresponde à sequência de alocações nos minutos 1189, 49, 589, 369, para os ciclos 1, 2, 3 e 4 respectivamente. Nos ciclos 1, 3 e 4 há *crossover*, enquanto que no ciclo 2 não.

Ciclos	1	2	3	4
<i>Crossover?</i>	Sim	Não	Sim	Sim
Progenitor 1	1200	30	550	400
Progenitor 2	1189	49	589	369
Filho 1	1189	30	589	369
Filho 2	1200	49	550	400

Figura 46 - Exemplo de *crossover* do escalonamento do cargas

A decisão de haver *crossover* baseia-se numa probabilidade definida *à priori*, em que 1 indica *crossover* em todos os ciclos e 0 a não existência de *crossover* em qualquer ciclo.

5.4.2.4 Mutação no problema de escalonamento

A mutação é a característica particular que diferencia o filho perante os pais, tal como referido anteriormente. Normalmente, a mutação afecta um gene do indivíduo, o que corresponde à exploração de uma solução que é ligeiramente diferente relativamente à original permitindo a geração de novos indivíduos.

No escalonamento de cargas, a mutação proposta altera apenas um gene por indivíduo. Ou seja, caso haja mutação, um único ciclo será deslocado um número determinado de minutos. Este deslocamento pode ser um atraso ou um adiantamento do tempo.

Neste caso a mutação não se destina a explorar exaustivamente as várias soluções, mas antes melhorar a solução. É especialmente útil em situações em que as alocações de ciclos estejam bastante perto de uma solução ótima, mas, não seja possível determinar essa solução ótima apenas através do *crossover*.

A decisão de mutação é baseada numa probabilidade definida à priori. Caso haja mutação, é escolhido aleatoriamente o ciclo a mutar. O número de unidades de deslocamento de determinado ciclo é afectado por uma distribuição normal, onde a média μ corresponde ao instante inicial do ciclo antes da mutação. Por uma questão de comodidade, optou-se por tornar parametrizável o número máximo de minutos que o ciclo se pode deslocar. Assim, pode-se limitar o deslocamento da mutação a apenas alguns minutos, de modo a fazer maior pressão sobre pequenos deslocamentos. Neste caso, a mutação terá ainda mais um papel de aperfeiçoamento da solução. No entanto, limitar demasiado o deslocamento máximo pode verificar-se inútil, não permitindo mobilidade suficiente para encontrar novas soluções que melhorem a aptidão dos indivíduos.

A Figura 47 ilustra um hipotético exemplo de mutação, onde o *Indivíduo 1*, e o *Indivíduo 2* são os indivíduos antes da mutação e os *Indivíduo 1** e *Indivíduo 2** são os indivíduos após realizada a mutação. Considerou-se, a título de exemplo, que para o primeiro indivíduo haveria mutação, e para o segundo não haveria. Uma vez que o *Indivíduo 2* não é afectado pela mutação, manter-se-á exactamente igual.

No caso do primeiro indivíduo em que há mutação, o primeiro passo será determinar aleatoriamente qual o ciclo que será afectado pela mutação, neste caso o ciclo 2. Posteriormente, é determinado o deslocamento do ciclo, aleatoriamente com base na distribuição normal, neste caso 5 unidades negativas. O ciclo 2 do *Indivíduo 1* passa assim a ter início no instante 25 ao invés do minuto 30.

Ciclos	Mutação	1	2	3	4
Indivíduo 1	Sim	1200	30	550	400
Indivíduo 2	Não	1189	49	589	369
Indivíduo 1*		1200	25	550	400
Indivíduo 2*		1189	49	589	369

Figura 47 - Exemplo de mutação no escalonamento de cargas

5.4.2.5 Elitismo no problema de escalonamento

O elitismo é um aspecto bastante importante dos AG, uma vez que impede que ao longo do

desenvolvimento geracional as populações percam os seus melhores indivíduos, ou seja o elitismo garante a convergência do processo de pesquisa.

O elitismo aplicado ao problema de escalonamento consiste simplesmente na cópia dos M melhores indivíduos de dada geração, que substituem automaticamente os M piores indivíduos da próxima geração, após ter sido efectuada toda a substituição geracional. A Figura 48 ajuda a ilustrar este método, que prima pela simplicidade e pela rapidez computacional.

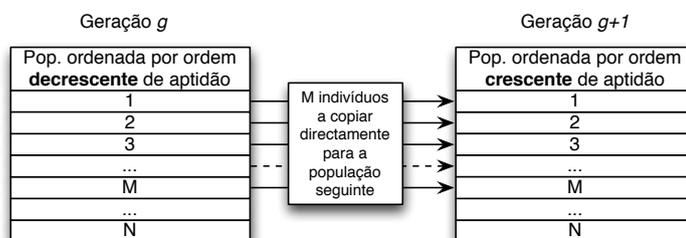


Figura 48 - Modelo de elitismo de substituição dos piores indivíduos da geração $g+1$ pelos melhores indivíduos da geração g

6. Comparação dos Algoritmos Propostos

Neste capítulo é proposta uma análise comparativa dos resultados obtidos com os dois algoritmos, *PSO* e *AG*, no escalonamento de cargas residenciais.

O modelo em optimização é o mesmo, com uma ligeira variação que passa por considerar a potência máxima como uma restrição rígida no algoritmo com *PSO* e como uma restrição suave com uma penalização elevada no caso do *AG*. Trata-se de adequar a forma de lidar com uma restrição ao algoritmo em questão. Para a comparação ser possível não foi considerada, a restrição relativa à potência disponível, uma vez que não faz sentido ser aplicada ao algoritmo com *PSO* pelos seus ciclos não possuírem a capacidade de mobilidade temporal de modo a minimizar a ponta, o que poderá entender-se desde já como uma mais valia do *AG*.

A comparação dos algoritmos de escalonamento centrar-se-á em duas métricas, a qualidade da solução (medida em termos de valor da função objectivo) e a rapidez na obtenção desta.

Para cada cenário e número de cargas os algoritmos foram submetidos a 30 corridas, para se poder efectuar uma validação estatística dos resultados, e todas as corridas foram realizadas no mesmo computador¹, de modo a manter a coerência dos valores respeitantes à rapidez de optimização.

6.1 Caracterização da Comparação

De modo a explorar a complexidade do problema e as potencialidades dos dois algoritmos, a

¹ Processador 2 Duo 2,53GHz, 3GB de memória RAM, com Matlab 7.12.0 (R2011a) a correr sobre o Windows 7 (32 bits)

comparação dos algoritmos será feita para vários cenários de preços e restrições/preferências de *slots* de tempo descritos na Tabela 1.

Tabela 1 - Resumo de cenários (comparação de algoritmos)

Cenários	Restrições/preferências de <i>slots</i> de tempo	Preço de energia
1	Tipo 1	Variação multi-horária
2		Variação em tempo real (15 min.)
3	Tipo 2	Variação em tempo real (15 min.)
4		Variação multi-horária
5	Tipo 3	Variação multi-horária

A potência contratada terá dois níveis, o mais baixo de 3,45 kW durante o dia, e 6,9 kW no período da noite (Figura 49).

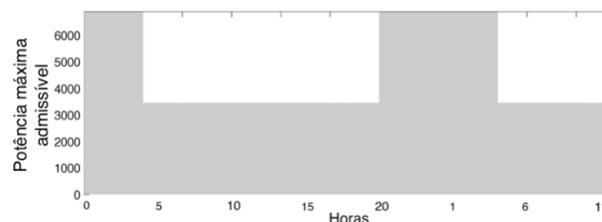


Figura 49 - Potência contratada de dois níveis (3,45 kW durante o dia e 6,9 kW durante a noite)

Serão consideradas duas tarifas de preços de energia, multi-horária (Figura 53), e em tempo real (Figura 54).

Quanto aos *slots* de tempo, são consideradas três tipologias que representam casos distintos de preferências do utilizador, apresentadas na Figura 50, Figura 51 e Figura 52. O tipo 1 e 2 procuram representar um utilizador flexível, com menos restrições na configuração dos *slots* de tempo, havendo vários *slots* possíveis para cada carga e com duração largamente superior à duração do ciclo em questão.

Há, todavia, expressões diversas de preferências que devem ser acauteladas no escalonamento. Considerando como exemplo *slots* de tempo do tipo 1, para a carga 1, o utilizador tem dois *slots* de tempo possíveis, mas não são indiferentes em termos de preferências do utilizador. O segundo *slot* será preferido desde que o ciclo seja alocado após as 15h (até final da *slot*), sendo, todavia, penalizado nos instantes iniciais. No caso da carga 2, o *slot* 2 será quase sempre preferível ao *slot* 1, mas dentro do próprio *slot* 2 há períodos de tempo preferidos relativamente a outros. Pode verificar-se que os instantes finais apresentam uma penalização que vai aumentando à medida que nos aproximamos do final do *slot*.

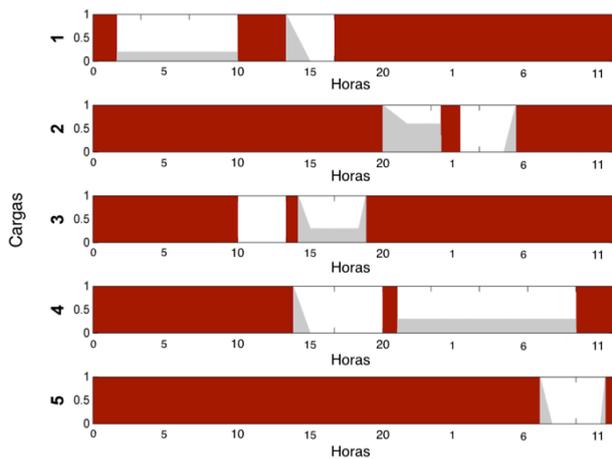


Figura 50 - Slots de tempo do tipo 1²

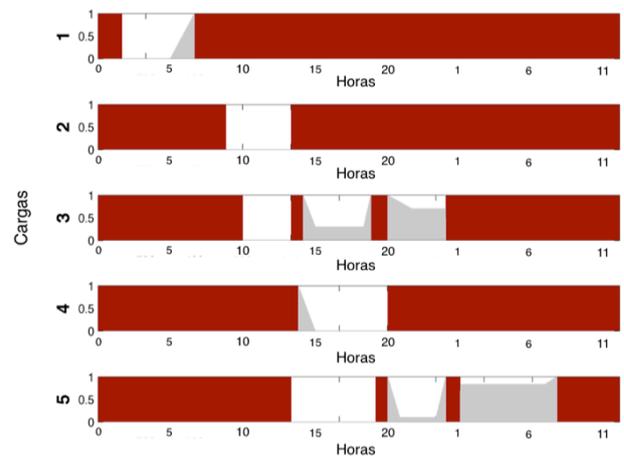


Figura 51 - Slots de tempo do tipo 2

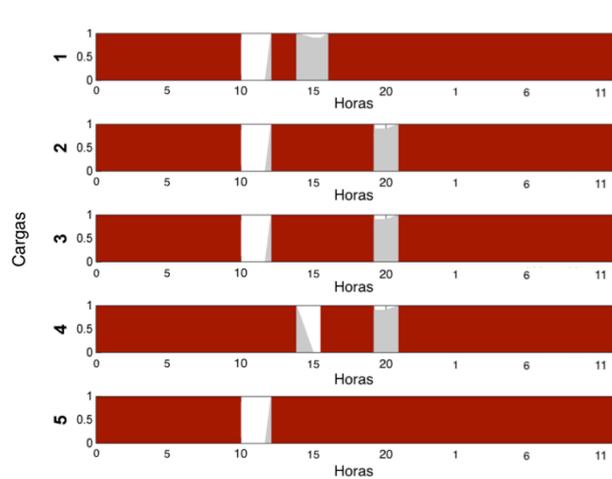


Figura 52 - Slots de tempo do tipo 3

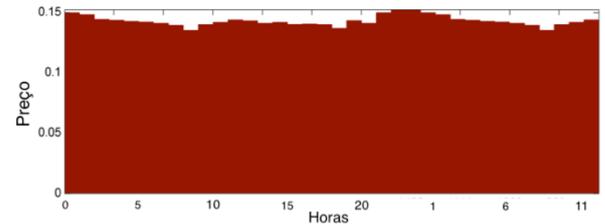


Figura 53 - Tarifa de preços multi-horária

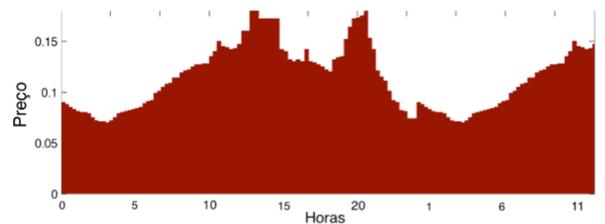


Figura 54 - Tarifa de preços em tempo real

O quinto cenário é um problema particularmente difícil de otimizar devido à configuração dos seus *slots* de tempo (tipo 3). Tem como objectivo explorar o comportamento dos algoritmos numa situação de *slots* de tempo curtos e com períodos sobrepostos relativamente a outros ciclos. O cenário 5 não tem a pretensão de representar uma situação real, mas sim evidenciar diferenças no desempenho algorítmico.

O escalonamento de cargas será feito para um dia e meio, de modo a permitir ao utilizador definir *slots* de tempo que comecem no primeiro dia, e acabem até ao meio dia seguinte. Por exemplo, supondo que o VE começa o seu carregamento ao fim do primeiro dia, e o utilizador apenas necessita deste na manhã seguinte, o escalonamento apenas de um dia não iria permitir que tal fosse possível.

As cargas a escalonar nesta análise comparativa estão especificadas na Tabela 2 e os ciclos de funcionamento estão apresentados graficamente na Figura 55.

² A cor bordô é representada a zona em que não é possível alocar carga, e a cinzento a penalização de alocar carga naquele instante.

Tabela 2 - Especificação de cargas (comparação de algoritmos)

Número de carga	Especificação	Consumo (Wh)
1	MLR - 40°C	800,7
2	MLR - 60°C	1126,7
3	MSR	1918
4	MLL - 70 min.	1629,3
5	MLR - 60°C	1126,7

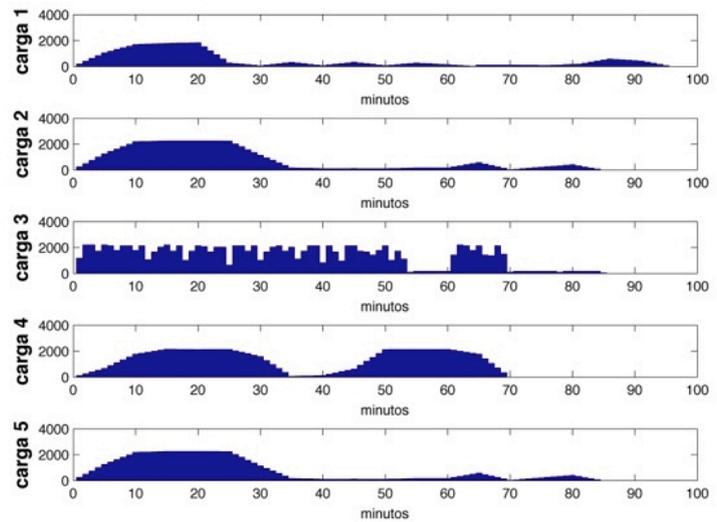


Figura 55 - Cargas cíclicas do problema de escalonamento para a comparação do algoritmo baseado em PSO e AG

6.2 Análise de Resultados

Na Tabela 3 são apresentados as melhores soluções encontradas pelos dois algoritmos na otimização dos mesmos cenários de escalonamento.

Tabela 3 - Melhor solução da função objectivo para cada algoritmo em 30 corridas (comparação de algoritmos)

Cenários	Algoritmo	Número de ciclos do escalonamento				
		1	2	3	4	5
1	PSO	0,1121	0,2734	0,5457	0,7685	0,9212
	AG	0,1121	0,2734	0,5456	0,7685	0,9211
2	PSO	0,0692	0,1496	0,4230	0,5734	0,7045
	AG	0,0692	0,1496	0,4227	0,5731	0,7042
3	PSO	0,0577	0,2009	0,4744	0,6759	0,7846
	AG	0,0577	0,2009	0,4664	0,6679	0,7766
4	PSO	0,1145	0,2712	0,5433	0,7662	0,9226
	AG	0,1145	0,2709	0,5430	0,7659	0,9222
5	PSO	0,1136	0,2735	0,6528	0,9290	1,2338
	AG	0,1136	0,2735	0,5632	0,9287	1,1437

Relativamente aos cenários 1 a 4, as soluções determinadas pelos dois algoritmos são bastante semelhantes. No entanto, o AG em alguns casos determina uma melhor solução que o algoritmo baseado em *PSO*.

O cenário 1 apresenta as soluções dos dois algoritmos que menos diferem entre si, sendo o custo do AG inferior em apenas 0,01% relativamente ao algoritmo baseado em *PSO*. Pode-se afirmar que para este problema a eficácia em termos de optimização é igual nos dois algoritmos.

Dos cenários considerados reais, o cenário 3 é o que apresenta maiores diferenças das soluções determinadas pelos dois algoritmos, sendo o custo do AG inferior em 1,7%.

Relativamente ao cenário 5, que apresenta um problema de especial complexidade sobretudo devido aos *slots* de tempo sobrepostos e com duração curta, há uma visível diferença na

qualidade de optimização dos dois algoritmos. O AG determina, nos escalonamentos para 3 e 5 ciclos, soluções com custos 7,3 e 13,7% mais baixos que o algoritmo baseado em *PSO*, respectivamente.

Recorde-se que a função objectivo é composta por duas parcelas, uma relativa ao custo de aquisição de energia eléctrica, e uma segunda parcela relativa às penalizações de *slots* de tempo. A desagregação da função objectivo torna-se útil na análise das diferenças de optimização dos dois algoritmos.

Os custos desagregados estão apresentados na Tabela 4 e, exceptuando o cenário 3 e 5, são bastante similares. O cenário 3 possui *slots* de tempo do tipo 2, e tarifa de preços com variação em tempo real. Neste caso particular, o algoritmo *PSO* tende a alocar ciclos nos *slots* de tempo não penalizados; todavia, o custo de aquisição de energia é maior, o que faz com que o custo da função objectivo também seja.

Apesar do cenário 4 possuir a mesma tipologia de *slots* de tempo do cenário 3, a tarifa de preços de energia não é tão volátil, o que proporciona uma optimização pelo algoritmo *PSO* similar à do AG.

No cenário 5 o custo de penalização de *slots* de tempo é similar nos dois algoritmos, sendo diferente no que respeita à penalização de *slots* de tempo no escalonamento para 3 e 5 ciclos.

Tabela 4 - Custo de aquisição de energia e penalizações de *slots* de tempo para a melhor solução da função objectivo para cada algoritmo em 30 corridas (comparação de algoritmos)

Cen.	Alg.	Número de ciclos do escalonamento									
		1		2		3		4		5	
		custo aquisição	custo pen. <i>slots</i>	custo aquisição	custo pen. <i>slots</i>	custo aquisição	custo pen. <i>slots</i>	custo aquisição	custo pen. <i>slots</i>	custo aquisição	custo pen. <i>slots</i>
1	<i>PSO</i>	0,1121	0,0000	0,2734	0,0000	0,5456	0,0000	0,7685	0,0000	0,9212	0,0000
	AG	0,1121	0,0000	0,2734	0,0000	0,5456	0,0000	0,7684	0,0000	0,9211	0,0000
2	<i>PSO</i>	0,0577	0,0115	0,1381	0,0115	0,4114	0,0115	0,5272	0,0462	0,6579	0,0466
	AG	0,0577	0,0115	0,1381	0,0115	0,4112	0,0115	0,5269	0,0462	0,6577	0,0466
3	<i>PSO</i>	0,0577	0,0000	0,2009	0,0000	0,4744	0,0000	0,6759	0,0000	0,7696	0,0150
	AG	0,0577	0,0000	0,2009	0,0000	0,3571	0,1093	0,5586	0,1093	0,6523	0,1243
4	<i>PSO</i>	0,1145	0,0000	0,2712	0,0000	0,5433	0,0000	0,7661	0,0000	0,9225	0,0000
	AG	0,1145	0,0000	0,2709	0,0000	0,5430	0,0000	0,7659	0,0000	0,9222	0,0000
5	<i>PSO</i>	0,1136	0,0000	0,2735	0,0000	0,5462	0,1066	0,7758	0,1532	0,9366	0,2972
	AG	0,1136	0,0000	0,2735	0,0000	0,5477	0,0156	0,7758	0,1530	0,9380	0,2057

A Figura 56 e Figura 57 apresentam exemplos de escalonamentos do cenário 5 para 3 cargas com o algoritmo baseado em *PSO* e AG, respectivamente. A principal diferença dos dois escalonamentos prende-se com a capacidade do AG em alocar as 3 cargas do escalonamento no *slot* de tempo menos penalizado pelo utilizador, o que se revela significativo quanto ao custo da função objectivo (uma diferença de aproximadamente 0,9 unidades). Mais uma vez se realça a mais valia do modelo apresentado ao permitir lidar não só com os custos de aquisição da energia, mas também considerar as preferências do utilizador. Adicionalmente pode ser consultado o

Anexo A c., o qual trata mais um exemplo de escalonamento de cargas para o cenário 5.

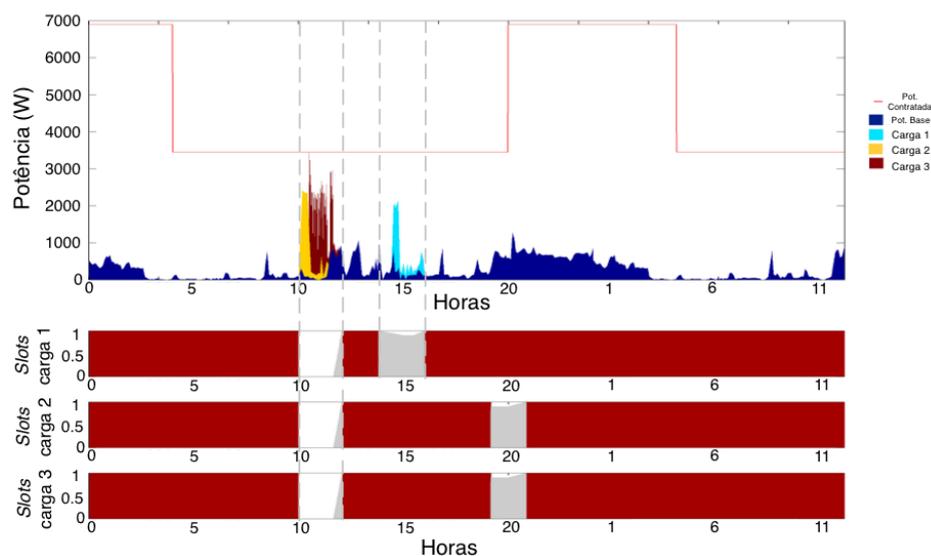


Figura 56 – Exemplo de escalonamento de 3 cargas com o algoritmo baseado em *PSO* (custo da função objectivo: 0,6531) – cenário 5

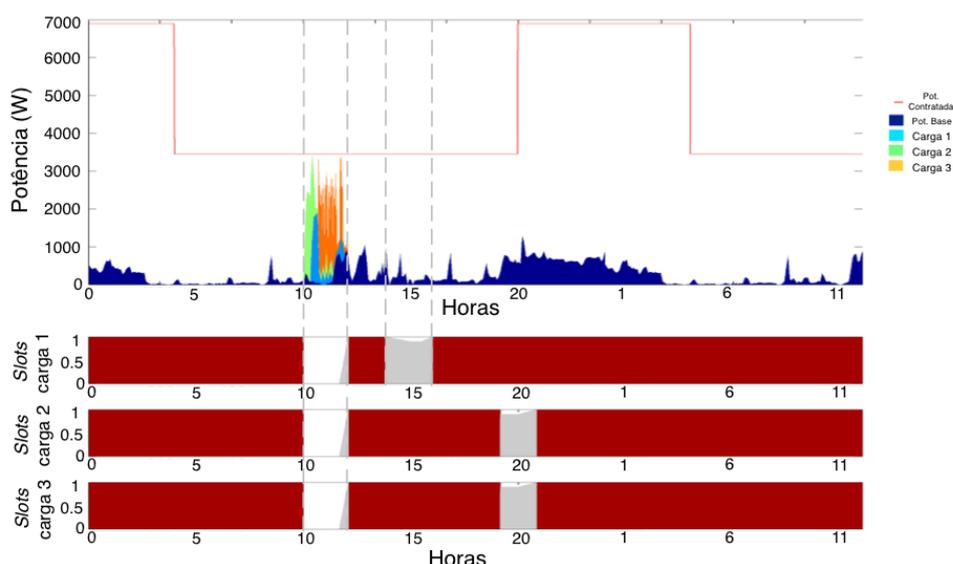


Figura 57 - Exemplo de escalonamento de 3 cargas com AG (custo da função objectivo: 0,5632) – cenário 5

Uma importante métrica na comparação dos dois algoritmos de otimização é a rapidez com que a solução é determinada. Desta forma, é apresentada a Tabela 5 com o tempo de corrida, em segundos, dos dois algoritmos para os vários cenários de escalonamento.

Nos cenários analisados o algoritmo baseado em *PSO* mostrou uma maior rapidez de escalonamento para menos de 3 cargas. No entanto, para escalonamentos mais complexos de 4 ou mais cargas o tempo de escalonamento aumenta de forma exponencial. No que respeita ao AG, este mostra uma variação aproximadamente linear com o aumento de cargas a escalar, contando com uma maior rapidez de otimização para escalonamentos com mais de 3 cargas quando comparado com o algoritmo baseado em *PSO*. Para além disso, o AG parece ser capaz de explorar com maior detalhe as diferentes opções de alocação e escolher soluções mais

interessantes.

Tabela 5 - Tempo médio de escalonamento em segundos, para 30 corridas de cada algoritmo (comparação de algoritmos)

Cenários	Algoritmo	Número de ciclos do escalonamento				
		1	2	3	4	5
1	<i>PSO</i>	0,4512	3,3614	29,6827	316,3110	3553,4250
	AG	22,4229	34,3429	42,9249	54,4460	64,0018
2	<i>PSO</i>	0,4580	3,4404	30,4433	318,6668	3665,7600
	AG	21,6398	34,8611	44,3567	55,4468	64,7345
3	<i>PSO</i>	0,4450	1,7321	19,9250	202,1840	2691,1890
	AG	22,4083	35,9148	46,7915	57,3129	65,1529
4	<i>PSO</i>	0,2561	1,8119	20,7983	207,1588	2828,8340
	AG	21,5314	35,7752	44,3195	57,1944	66,9032
5	<i>PSO</i>	0,4811	3,5638	32,8114	326,5878	3595,4273
	AG	19,5817	25,7276	34,2602	39,8610	43,6980

7. Estudo de Caso

Como referido no capítulo anterior, para situações com um maior número de cargas e de maior complexidade em termos de restrições e estruturas tarifárias, o AG foi capaz de explorar com maior detalhe as oportunidades de alocação e apresentar melhores soluções. Assim, neste capítulo será dado destaque à implementação do AG, explorando o seu desempenho perante vários cenários realistas. Serão tidas em conta as cargas cíclicas, termoacumulador e VE.

O estudo de caso pretende, acima de tudo, verificar o desempenho do AG na optimização do escalonamento de cargas para diferentes preferências do utilizador e tarifas de preços de energia. Será efectuada também uma análise na perspectiva de poupanças relativamente à situação de não escalonamento.

A parametrização do AG é uma tarefa importante na medida em que o desempenho do algoritmo pode ser melhorado com o ajuste dos vários parâmetros, e complexa na perspectiva da dependência mútua entre estes. Desta forma, este capítulo começará com uma análise relativa à parametrização do algoritmo.

7.1 Parametrização do AG

A taxa de *crossover*, taxa de mutação, número de concorrentes seleccionados para o torneio de selecção, número de indivíduos de uma geração e número de gerações são parâmetros que podem ter um peso significativo no comportamento do algoritmo, sendo alvo de análise neste capítulo.

O método de análise baseia-se na alteração gradual de determinado parâmetro mantendo constantes todos os outros, de modo a poder ser feita uma análise comparativa. Pode sempre

afirmar-se que esta análise é limitada, na perspectiva em que todos os parâmetros são mutuamente influenciados. No entanto, será feita uma análise o mais abrangente possível, de modo a expor não só a influência dos parâmetros, mas também a sua relação.

Para cada variação de um parâmetro foram efectuadas 100 corridas do algoritmo, de modo a fazer uma análise estatística mais precisa para a obtenção dos valores mínimo, médio e máximo da solução para cada variação de parâmetro.

7.1.1 Crossover

No algoritmo implementado, o *crossover* apresenta como função principal a pesquisa global de soluções. A mutação é responsável por fazer uma aproximação local da solução, tentando melhorar a aproximação conseguida pelo *crossover*. Sendo assim, quando se varia a probabilidade de *crossover* sem remover a mutação do algoritmo, pode não ser evidente a diferença das soluções.

Efectuaram-se escalonamentos para 9 probabilidades de *crossover* diferentes, e os resultados estão apresentados na Figura 58.

Quando o algoritmo conta com mutação, não é possível visualizar claramente uma tendência com a variação das taxas de *crossover*. Neste caso, a mutação melhora consideravelmente o custo da função objectivo ao longo das gerações, e consegue soluções bastante aceitáveis, sobrepondo-se à ineficácia do *crossover* em alguns casos.

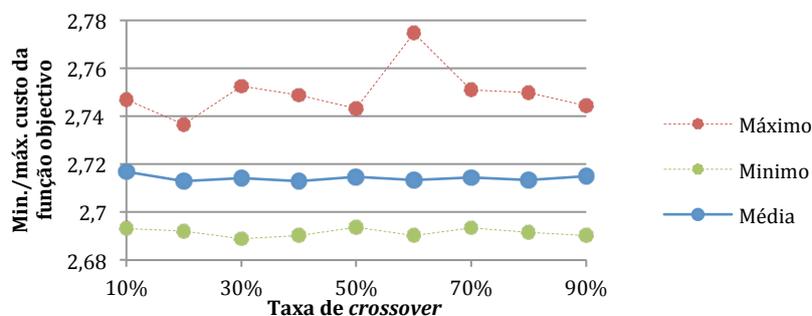


Figura 58 - Solução máxima, mínima e média para cada taxa de *crossover* (com mutação)

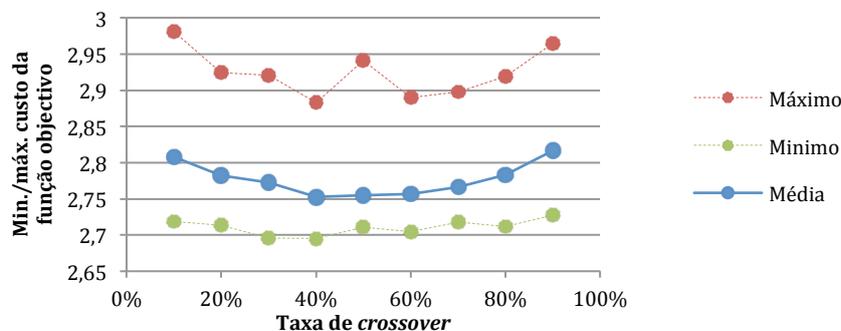


Figura 59 - Solução máxima, mínima e média para cada taxa de *crossover* (sem mutação)

Quando se retira a mutação do AG, e se repete os escalonamentos para os 9 valores distintos de

taxa de *crossover*, torna-se perceptível a capacidade de maior número de corridas do algoritmo obterem uma solução mais precisa para valores entre 40 e 60% de taxa de *crossover* (ver Figura 59), embora apenas a taxa de *crossover* de 40% consiga uma melhor aproximação da solução óptima.

7.1.2 Mutação

A mutação assume uma importância elevada devido à sua capacidade de melhorar a solução (tal como abordado no capítulo 5.4.2.4), e poder evitar a convergência para uma solução distante do óptimo.

A taxa de mutação será analisada para 10 valores diferentes, espaçados em 10%, variando de 10 a 100%. O número de gerações foi reduzido para 25, de forma a evidenciar diferenças com a variação da taxa que se pretende avaliar, uma vez que a mutação será tão mais eficiente, quanto maior for a rapidez com que esta determina, para todas as corridas, soluções de maior aptidão.

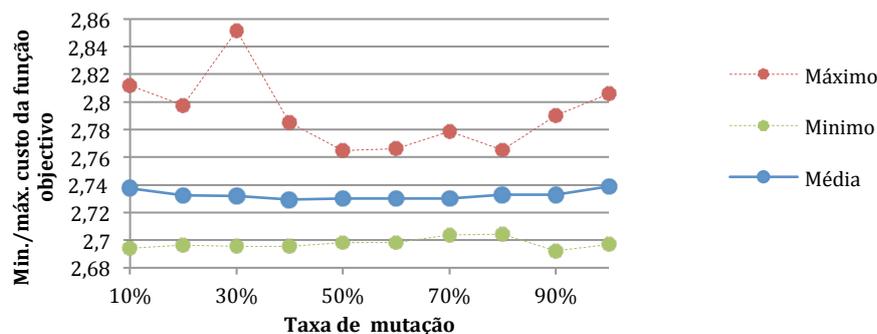


Figura 60 - Solução máxima, mínima e média para cada taxa de mutação

Na Figura 60 estão sintetizados os resultados obtidos para diferentes taxas de mutação. Taxas de mutação menores que 40 e maiores que 80% tendem a obter soluções demasiado dispersas, apesar de algumas corridas obterem soluções bastante perto da solução óptima.

Taxas de mutação entre 40 e 80% obtêm soluções menos dispersas, sendo menor a diferença entre a melhor e pior solução obtida em todas as corridas.

7.1.3 Número de indivíduos de um torneio

Um importante parâmetro a ter em conta na selecção pelo método do torneio é a escolha do número de participantes. Quando este é reduzido, há probabilidade de diferentes indivíduos serem seleccionados, mantendo maior diversidade da população. O contrário já não sucede quando o número de participantes é elevado, originando menor diversidade populacional e maior convergência das soluções, por vezes prematura.

Os dois cenários podem ser apetecíveis na perspectiva da optimização do escalonamento de cargas. Uma menor convergência é útil quando se pretende explorar soluções alternativas em

problemas difíceis, havendo menor probabilidade da melhor solução do escalonamento ser um óptimo local. Por outro lado, em problemas que não tenham uma complexidade excessiva, uma maior convergência torna a obtenção da solução mais rápida.

Para o número de 2 a 7 participantes no torneio, foram efectuadas 100 corridas de escalonamento (sintetizadas na Figura 61).

É visível a tendência de convergência à medida que se aumenta o número de participantes. Isto deve-se ao facto de o problema não ser de um nível de dificuldade muito elevado, do ponto de vista de levar o algoritmo a convergir para óptimos locais com facilidade. Depois, por haver um número considerável de indivíduos em cada população que mantém a diversidade populacional, não havendo uma convergência prematura para soluções muito distantes do óptima.

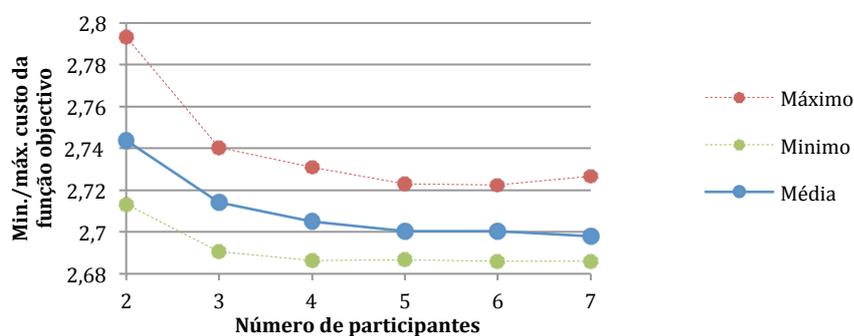


Figura 61 - Solução mínima, máxima e média para vários números de participantes no torneio de selecção

Para o mesmo problema de escalonamento foi diminuído o número de indivíduos em cada geração para 20 e aumentado o número de gerações para 80. Repetiu-se o escalonamento para 2 participantes e 7 participantes, as soluções médias obtidas foram 2,722 e 2,733 respectivamente. Neste caso em que as populações são menores, é visível uma convergência prematura das soluções relativas à selecção com 7 participantes, divergindo da solução óptima. Adicionalmente são apresentadas a Figura 107 e Figura 108, onde é possível observar os melhores indivíduos das várias gerações das corridas com 7 participantes e 2 participantes.

7.1.4 Número de Indivíduos e Gerações

O número de indivíduos por geração e o número de gerações têm um papel muito importante tanto na qualidade da solução determinada, como na rapidez do algoritmo.

Há um compromisso da qualidade da solução relativamente à rapidez computacional. Ou seja, um número de gerações e indivíduos elevado corresponde a um tempo computacional elevado.

Serão analisadas as variações destes parâmetros, considerando a soma das populações de todas as gerações constante, mais concretamente 5000 indivíduos. Desta forma, está-se a comparar diferentes parametrizações com sensivelmente a mesma rapidez computacional.

Variando o número de indivíduos inversamente ao número de gerações é possível manter a população total constante. A Tabela 6 apresenta os exemplos em que a presente análise se

baseou. Para cada par de parâmetros, o algoritmo efectuou 100 corridas.

Tabela 6 - Variação do número de indivíduos por geração, e o número de gerações para uma população total constante

	Número de indivíduos (por geração)	Número de gerações	População total (soma das populações todas as gerações)
Caso 1	10	500	5000
Caso 2	20	250	5000
Caso 3	100	50	5000
Caso 4	124	40	5000
Caso 5	200	25	5000
Caso 6	500	10	5000

Na Figura 62 apresentam-se os resultados dos escalonamentos efectuados para cada caso. Por análise gráfica, é possível verificar o melhoramento da média das soluções entre os casos 2 e 5, com especial incidência no caso 3, ao qual correspondem 100 indivíduos e 50 gerações. O caso 4 também é bastante aceitável, ao qual correspondem 124 indivíduos e 40 gerações. Para além da média destes dois casos ser mais baixa que nos restantes, apresentam também menos soluções dispersas, havendo apenas duas soluções acima do custo 2,76. Note-se que apesar do caso 1 e 2 apresentarem o menor custo da função objectivo, as soluções obtidas nas várias corridas são bastante dispersas.

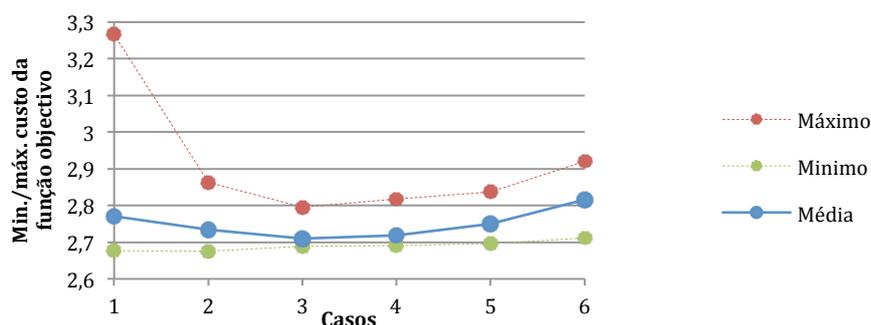


Figura 62 - Solução máxima, mínima e média para cada caso da população total de 5000 indivíduos

7.2 Caracterização do Estudo de Caso

A Tabela 7 apresenta o tipo de restrições e preferências do utilizador assim como a tarifa de energia relativo a cada cenário.

Tabela 7 - Resumo de cenários do estudo de caso

Cenários	Restrições/preferências de <i>slots</i> de tempo	tarifa de energia
1	Tipo 1	Bi-horária
2		Tri-horária
3		Horária
4		Tempo real (15 min)
5	Tipo 2	Bi-horária
6		Tri-horária
7		Horária
8		Tempo real (15 min)

As diferenças entre ambos está essencialmente nos comportamentos e rotinas do utilizador. Enquanto as restrições do tipo 1 (Figura 63) definem-se como os hábitos de um utilizador típico durante um dia útil, o tipo 2 é inspirado nos hábitos do utilizador ao fim-de-semana. As diferenças prendem-se com a hora a que o utilizador pretende usufruir da água aquecida pelo termoacumulador, pelo carregamento do VE durante a tarde e pelas diferentes horas em que as cargas cíclicas devem funcionar.

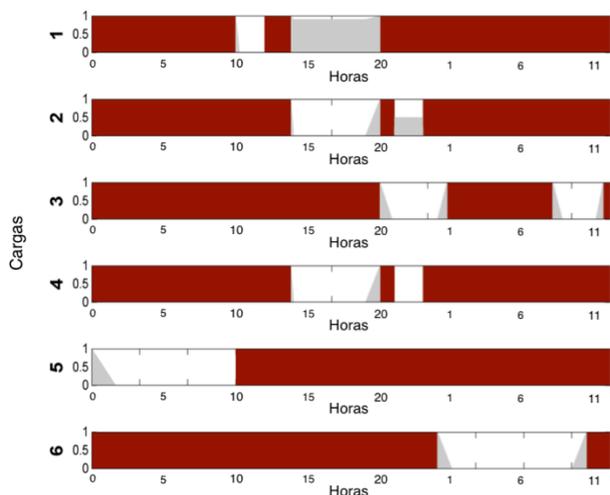


Figura 63 - Slots de tempo do tipo 1 do estudo de caso

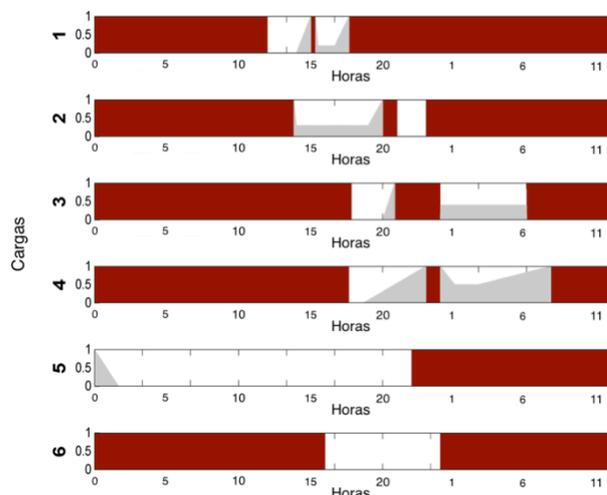


Figura 64 - Slots de tempo do tipo 2 do estudo de caso

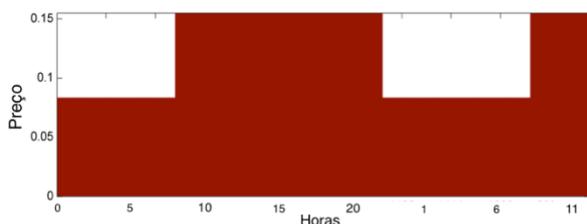


Figura 65 - Tarifa de preços bi-horária

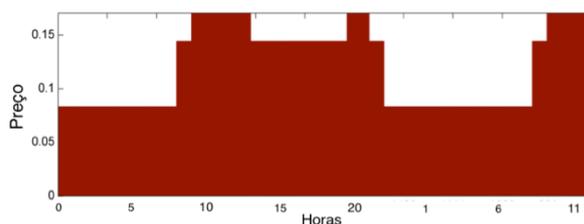


Figura 66 - Tarifa de preços tri-horária

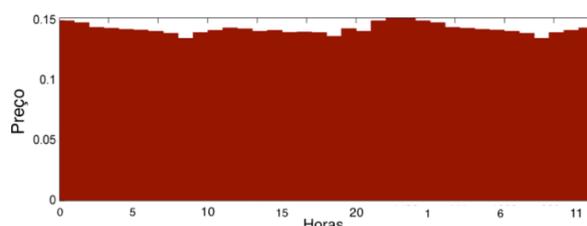


Figura 67 - Tarifa de preços multi-horária

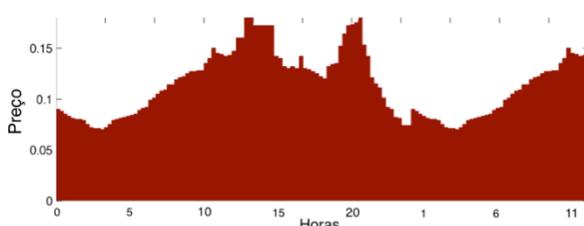


Figura 68 - Tarifa de preços em tempo real

Quanto às tarifas de preços de energia, serão consideradas 4 distintas, a tarifa bi-horária (Figura 65), tri-horária (Figura 66), multi-horária (Figura 67) e em tempo real (Figura 68). Com esta diversidade de tarifas pretende-se não só verificar o desempenho do algoritmo como avaliar os proveitos monetários que permite.

A potência contratada terá dois níveis, de 3,45 e 6,9 kW, para períodos diurnos e nocturnos respectivamente, sendo ilustrada na Figura 69.

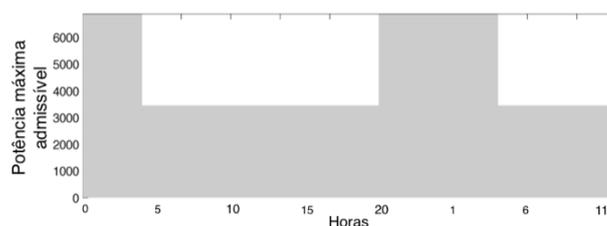


Figura 69 - Potência contratada de dois níveis

No que aos ciclos diz respeito, serão consideradas as cargas cíclicas MLR, MLL e MSR, um termoacumulador e o carregamento de um VE. Estas estão especificadas na Tabela 8 e apresentadas graficamente na Figura 70.

Tabela 8 - Especificações de cargas (estudo de caso)

Número de carga	Especificação	Consumo (Wh)
1	MLR - 40°C	800,7
2	MLL - 70 min.	1629,3
3	MLR - 60°C	1126,7
4	MSR	1918
5	Termoacumulador	3000
6	VE (1 degrau)	4000 (p/degrau)

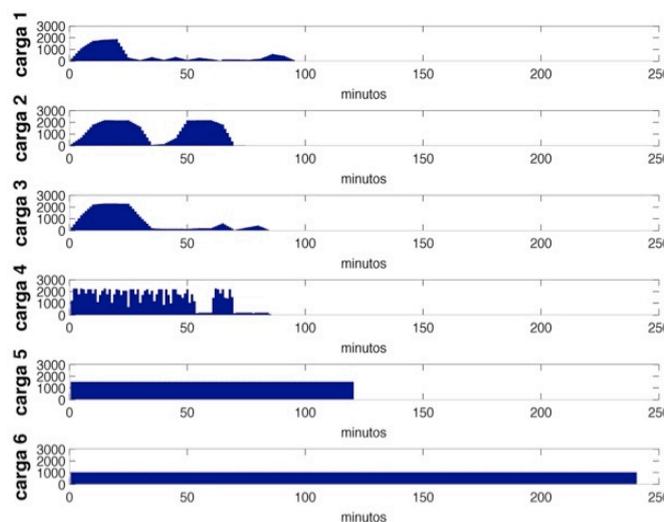


Figura 70 - Ciclos de cargas a escalonar

Relativamente ao termoacumulador, a duração do ciclo apresentada aplica-se no caso de o seu fim coincidir com o instante que o utilizador pretenda usufruir da água quente, caso contrário este deverá ter uma maior duração (como abordado no capítulo 5.1.2). Relativamente ao VE, apenas é apresentado um degrau do carregamento a título ilustrativo. Na verdade este possui 5 degraus iguais ao representado na Figura 70 (carga 6), que perfazem um total de 20 kWh de carregamento.

Os cenários 1, 2, 3 e 4 consideram restrições e penalizações de *slots* de tempo do tipo 1, enquanto os cenários 5, 6, 7 e 8 consideram *slots* do tipo 2. Isto leva a diferentes graus de dificuldade na optimização do problema de escalonamento. Ou seja, um problema fácil pode ser resolvido com populações relativamente pequenas e poucas gerações; no entanto, problemas com um maior grau de dificuldade necessitam de mais indivíduos e gerações para determinar uma boa solução. As restrições e penalizações de *slots* de tempo do tipo 1 tendem a tornar o problema de escalonamento mais fácil relativamente ao tipo 2. Um factor que pode contribuir para a maior dificuldade deste é haver para as cargas 2 a 6 a possibilidade de serem alocadas no mesmo período.

A Tabela 9 resume os parâmetros do algoritmo relativamente aos cenários 1 a 4 e cenários 5 a 8.

Tabela 9 - Resumo dos parâmetros do AG para os 8 cenários (estudo de caso)

Categoria	Parâmetro	Valor	
		Cenários 1 a 4	Cenários 5 a 8
Geral	Núm. Indivíduos	100	300
	Núm. Gerações	50	150
Seleção	Núm. Participantes	5	3
Crossover	Taxa de <i>crossover</i>	50%	50%
Mutação	Taxa de mutação	80%	80%

7.3 Análise de Resultados

Os cenários 1 a 4 contam com *slots* de tempo do tipo 1 e estão sintetizados na Tabela 10.

Verifica-se que as soluções mínima e máxima do escalonamento dos vários cenários não se encontram demasiado dispersas, sendo a maior diferença entre estas inferior a 1,3% relativamente ao mínimo, e diz respeito ao cenário 4.

Tabela 10 - Soluções de escalonamento para 30 escalonamentos dos cenários 1 a 4 (estudo de caso)

Cenário	Soluções de escalonamento			
	Mínimo	Média	Máximo	Diferença Max. Min.
1	2,688	2,6979	2,714	0,026
2	2,6854	2,6924	2,6994	0,014
3	4,1089	4,1101	4,1118	0,0029
4	2,5226	2,5287	2,555	0,0324

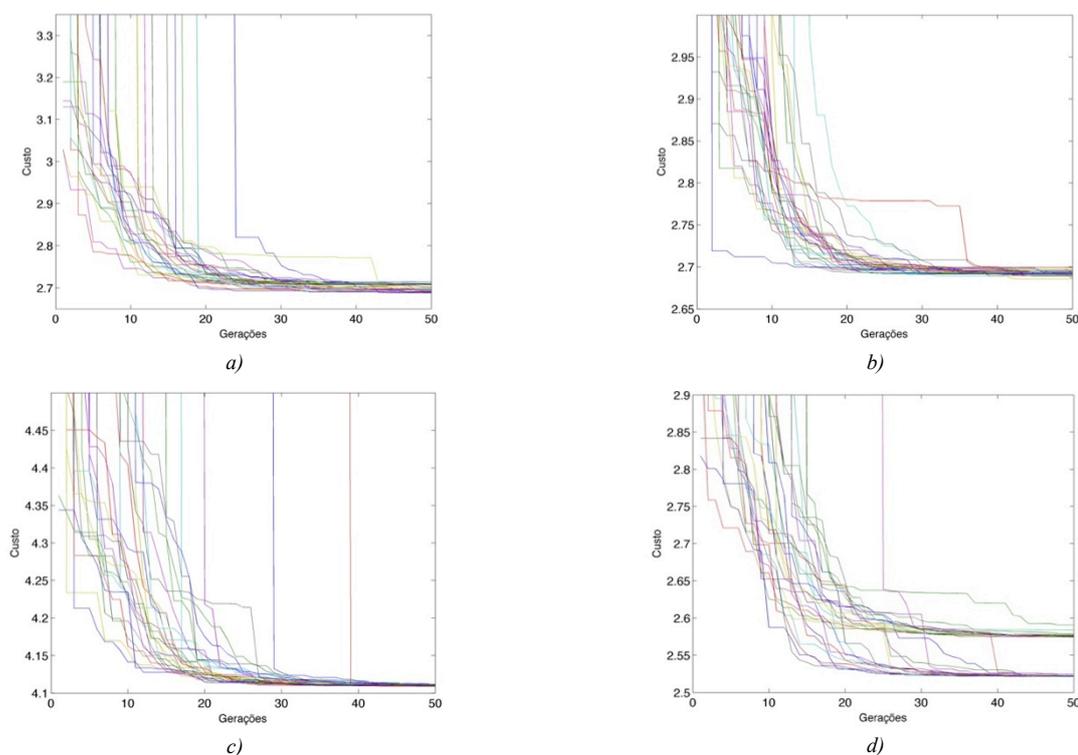


Figura 71 - Melhor custo da função objectivo em cada geração para 30 corridas: a) cenário 1; b) cenário 2; c) cenário 3; d) cenário 4

Quando observadas as corridas presentes na Figura 71, observa-se que apesar dos cenários 1, 2 e

3 apresentarem uma convergência precisa (apenas para uma solução), tal não acontece com o cenário 4 que converge para duas soluções distintas, mostrando dificuldade em que todas as corridas determinem a solução óptima do problema. De modo a explorar esta dificuldade de escalonamento são apresentadas a Figura 72 e Figura 73, que representam duas soluções de maior e menor custo respectivamente. Como é possível verificar, a diferença deve-se principalmente à alocação da carga referente ao VE, que se encontra bastante limitada devido à potência contratada. Este facto, associado à tarifa de preços em tempo real, confere uma dificuldade acrescida ao problema de escalonamento, na perspectiva em que há a tendência em algumas corridas para as soluções ficarem presas num óptimo local não global.

Uma solução de maior qualidade poderia ser obtida com alteração da parametrização do AG, mais concretamente o aumento do número de indivíduos de cada geração, assim como o aumento do número de gerações. No Anexo B d. apresenta-se um exemplo de maior convergência para o cenário 4, com uma parametrização de 200 indivíduos e 100 gerações. O aumento do desempenho qualitativo do algoritmo tem como compromisso o aumento do tempo de escalonamento.

No que diz respeito à alocação do termoacumulador (carga 5), é importante observar que, tanto na Figura 72 como na Figura 73, este é adiantado mais de 5 horas, uma vez que é economicamente vantajoso, apesar do seu ciclo de funcionamento ser mais longo de modo a compensar as perdas térmicas da água armazenada.

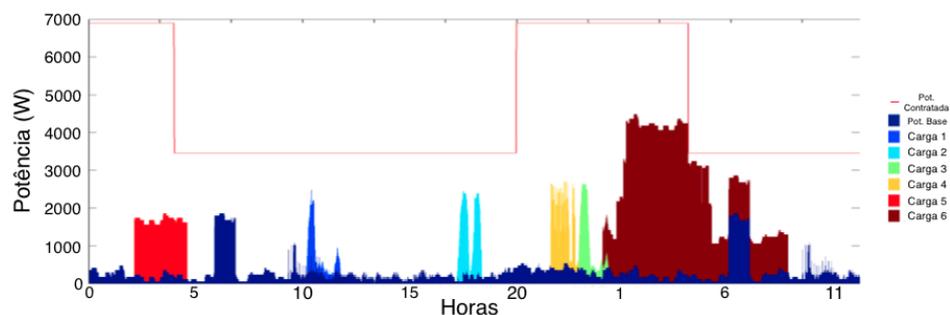


Figura 72 - Exemplo 1 de escalonamento do cenário 4 (maior custo da função objectivo: 2,5752)

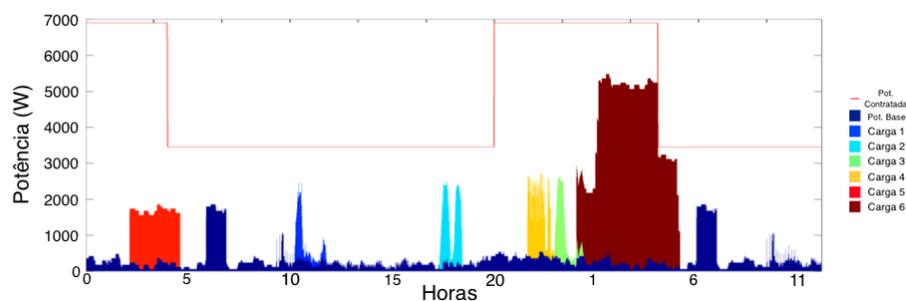


Figura 73 - Exemplo 2 de escalonamento do cenário 4 (menor custo da função objectivo: 2,5228)

Quanto aos cenários 5 a 8, contam com restrições e penalizações de *slots* de tempo do tipo 2, o que pode tornar o problema de escalonamento mais complexo por possuir períodos de tempo em

que vários *slots* se encontram sobrepostos. Assim sendo, o algoritmo contará com uma parametrização diferente da usada para os cenários 1 a 4. Será aumentado o número de indivíduos de uma geração para 300, aumentado o número de gerações para 150 e diminuído o número de participantes no método do torneio para 3. Esta alteração visa ajustar o algoritmo à maior dificuldade do problema de escalonamento.

Analisando a tabela síntese das soluções obtidas nas várias corridas de escalonamento, verifica-se a convergência bastante eficaz nos cenários 5, 6 e 8; no entanto, o mesmo não sucede para o cenário 7. A Figura 74 apresenta as várias corridas para o cenário 7, onde se verifica a dificuldade de convergência para a solução óptima do problema.

Tabela 11 - Soluções de escalonamento para 30 escalonamentos dos cenários 5 a 8 (estudo de caso)

Cenário	Soluções de escalonamento			
	Mínimo	Média	Máximo	Dif. Min. Max.
5	3,3766	3,3767	3,3778	0,0012
6	3,3231	3,3232	3,3246	0,0015
7	4,3218	4,3442	4,3652	0,0434
8	3,1147	3,1155	3,1183	0,0036

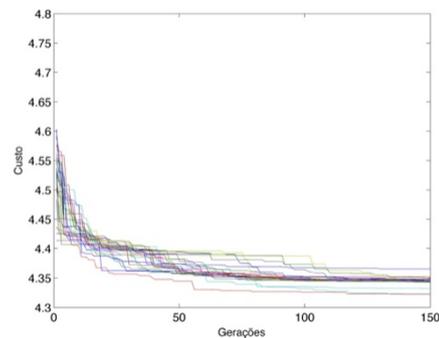


Figura 74 - Melhor custo da função objectivo em cada geração para 30 corridas (cenário 7)

A Figura 75 e a Figura 76 mostram duas soluções com maior e menor custo de modo a que se possa entender a dificuldade de escalonamento apresentada.

O facto de haver vários ciclos com períodos de tempo em que os *slots* estão sobrepostos gera em algumas situações escalonamentos difíceis, devendo o maior número de cargas ser alocado num pequeno período de tempo para que o custo da função objectivo seja minimizado. No caso concreto do cenário 7, a corrida correspondente ao escalonamento da Figura 75 não teve a capacidade de alocar a carga 3 no seu primeiro *slot* de tempo, uma vez que a alocação das cargas 2, 4 e 5 o impedem.

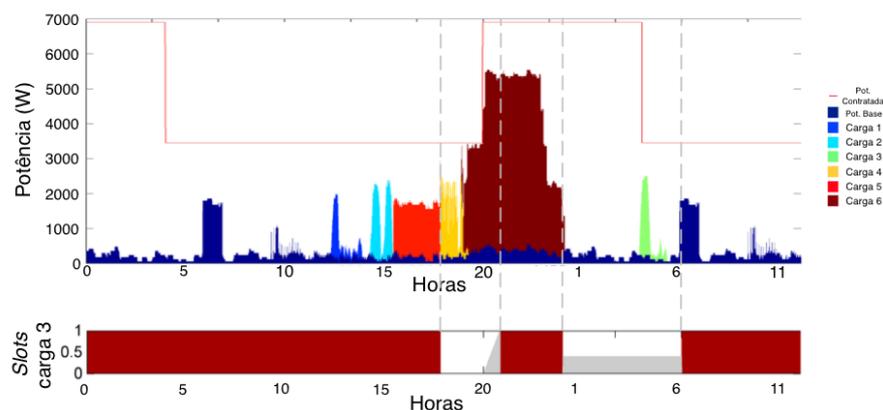


Figura 75 - Exemplo 1 de escalonamento do cenário 7 (maior custo: 4,3519) slots de tempo da carga 3

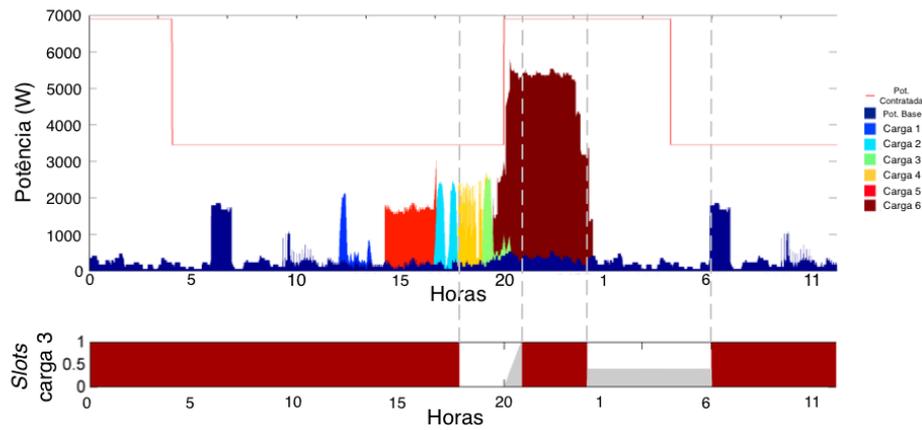


Figura 76 - Exemplo 2 de escalonamento do cenário 7 (menor custo: 4,3320) slots de tempo da carga 3

Apenas é verificada esta dificuldade no cenário 7, pelo facto da tarifa multi-horária considerada não variar os seus preços com a mesma amplitude que as restantes tarifas, o que torna economicamente vantajoso a alocação de 4 ciclos entre as 14 e 21 horas aproximadamente. As tarifas bi-horária, tri-horária e multi-horária, possuem preços de energia mais baixos entre a 1 e 6 horas que entre as 18 e 21 horas, o que leva as cargas 3 e 4 a serem alocadas nesse período, apesar dos *slots* contarem com penalizações relativas ao conforto do utilizador. A título de exemplo, é apresentado o escalonamento para o cenário 5 na Figura 77 (exemplos adicionais podem ser verificados no Anexo B).

Apesar das diferentes tarifas de preços, é de notar que nos cenários 5 a 8 o termoacumulador é alocado durante o período da noite de forma a beneficiar do preço de energia mais baixo, mesmo tendo o ciclo maior duração para compensar as perdas térmicas de armazenamento da água quente.

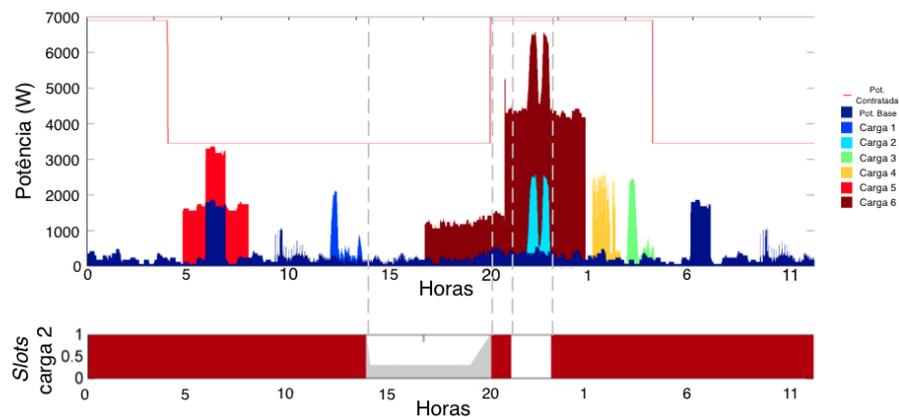


Figura 77 - Exemplo de escalonamento do cenário 5 (menor custo: 3,3952)

Relativamente ao carregamento do VE, a consideração de vários degraus de carregamento demonstra poder ser uma vantagem na minimização do custo da função objectivo para além da adaptação à potência contratada verificada na Figura 72, Figura 73, Figura 75 e Figura 76. Veja-se o exemplo de escalonamento da Figura 77, onde a carga 2 possui dois *slots* de tempo, dos quais um não é penalizado, e o segundo é penalizado. A nível do conforto do utilizador é

vantajoso que a carga seja alocada no segundo *slot*; no entanto, para que tal aconteça é necessário que um degrau de carregamento do VE seja deslocado para um período anterior, de preço de aquisição de energia mais alto. Tal não seria possível considerando o carregamento a uma potência fixa.

Adicionalmente, no Anexo B, são apresentados resultados detalhados da optimização dos cenários apresentados, demonstrando não só a qualidade de aproximação das soluções como exemplos de escalonamento de cargas.

7.4 Redução dos Encargos do Custo de Energia

O principal interesse da gestão de cargas no sector residencial na perspectiva do consumidor é a redução dos encargos do custo de energia. Deste modo, será feita uma análise económica do escalonamento apenas para o custo de energia dos cenários anteriores relativamente a uma utilização sem escalonamento.

Considera-se uma situação sem escalonamento a alocação de cargas para os mesmos *slots* de tempo dos cenários anteriores, apenas considerando não exceder a potência contratada. É pouco provável que um utilizador coloque em funcionamento uma carga cíclica durante o período da noite numa situação sem escalonamento; no entanto essa situação foi considerada, favorecendo o custo de energia da situação em que não é efectuado escalonamento.

Note-se que o AG tem em conta outros factores como o conforto do utilizador e qualidade de abastecimento de energia. Todavia, consegue poupanças significativas como se pode observar na Tabela 12.

Verificam-se maiores lucros nos casos onde há uma oscilação significativa dos preços de energia. A tarifa multi-horária apresenta ganhos reduzidos, uma vez que a variação dos seus preços também é reduzida. Neste caso a vantagem de haver escalonamento é sobretudo relativa ao conforto do utilizador. No entanto, com oscilações acentuadas de preços de energia, como é o caso da tarifa em tempo real, os ganhos são consideráveis.

Tabela 12 - Resumo de poupanças relativamente ao caso de não escalonamento para os cenários 1 a 8

Cenário	Tarifa	Slots de tempo	Custo de aquisição de energia eléctrica (Euros)			Poupança relativa	
			Com escalonamento	Sem escalonamento (média) ³	Sem escalonamento (máximo) ⁴	Poupança média	Poupança máximo
1	Bi-horária	Tipo 1	2,5275	2,8149	2,9798	9,64%	15,18%
2	Tri-horária		2,5285	2,857	3,1094	10,56%	18,68%
3	Horária		4,0311	4,1443	4,2789	2,65%	5,79%
4	Tempo real		2,4283	4,218	4,2802	41,81%	43,27%
5	Bi-horária	Tipo 2	3,1834	3,761	4,0787	14,16%	21,95%

³ Custo de energia médio de 50 soluções aleatórias que não excedem a potência máxima e que respeitam os *slots* de tempo

⁴ Custo de energia máximo de 50 soluções aleatórias que não excedem a potência máxima e que respeitam os *slots* de tempo

6	Tri-horária		3,1288	3,6833	3,9492	14,04%	20,77%
7	Horária		4,2045	4,3886	4,5067	4,09%	6,71%
8	Tempo real		2,9276	3,5355	3,8574	15,76%	24,10%

8. Conclusão

Neste capítulo é feita uma síntese do trabalho efectuado, em especial sobre os resultados experimentais obtidos com os algoritmos implementados.

Em primeiro lugar é de referir a mais valia do modelo proposto quando comparado com outras abordagens existentes. Neste aspecto salienta-se a possibilidade de levar em conta as preferências do utilizador relativamente à utilização dos serviços de energia e não apenas o seu custo, como boa parte das abordagens faz. Relativamente a algumas abordagens há também a questão da resolução temporal usada. Como referido, resoluções de 60 minutos ou até de 15 minutos não são de modo algum adequadas a um escalonamento de cargas.

Quando comparado o algoritmo baseado em *PSO* com o AG, verifica-se o bom desempenho do primeiro para o escalonamento com poucas cargas e reduzido número de *slots* de tempo. O AG por sua vez tem um melhor desempenho que o *PSO* para escalonamentos com maior número de cargas e maior número de *slots* de tempo, maior capacidade de otimizar escalonamentos com *slots* de tempo de duração curta e com *slots* de tempo de diferentes cargas sobrepostos.

Quando explorado o escalonamento do AG, e analisadas as dificuldades de optimização, verifica-se que podem ter várias causas. Tarifas de preços voláteis podem dificultar a optimização, assim como restrições de potência contratada bastante limitativas ou elevado número de *slots* de tempo sobrepostos para vários ciclos. Nos casos que se verificam dificuldades de aproximação da solução óptima, a reparametrização do AG é a forma de melhorar o escalonamento.

Verifica-se que quanto maior é a variação de preços de energia, maior é a potencial redução de encargos relativos à energia consumida, podendo para as cargas consideradas ultrapassar os 40%.

Uma proposta de trabalhos futuros prende-se com a adaptação do escalonamento de cargas de mono-objectivo para multiobjectivo, de forma a que o algoritmo proponha vários escalonamentos ao utilizador tendo explícitos os compromissos necessários entre diferentes níveis de conforto e custo de energia adquirida. Esta é também uma forma de disponibilizar várias alternativas de escalonamento e incentivar ainda mais a redução de custos de energia.

Uma outra proposta prende-se com o escalonamento de cargas interrompíveis, através da a integração dos algoritmos genéticos com simulações de modelos fisicamente baseados, de forma a manter o escalonamento o mais real possível.

Bibliografia

1. U.S. DEPARTMENT OF ENERGY. **Benefits of Demand Response in Electricity Markets and Recommendations for Achieving Them.** [S.l.]: U.S. Department of Energy. 2006.
2. SOARES, A. R. G. **Gestão Integrada de Recursos Energéticos - Contextualização e Análise.** [S.l.]: [s.n.]. 2011.
3. MESSIAS, A. A. **9º Encontro Nacional do Colégio de Engenharia Electrotécnica.** [S.l.]: [s.n.]. 2009.
4. SOUSA, R. M. A. **Impacto da Microgeração na Qualidade de Energia de uma Rede de Baixa tensão.** [S.l.]: [s.n.]. 2009.
5. SOUZA, Z. F. **A Importancia da Reação da Demanda na Formação dos Preços de Curto Prazo em Mercados de Energia Eléctrica.** [S.l.]: [s.n.]. 2010.
6. MARTINHO, J. R. **Modelos de Cargas de condicionamento ambiente para avaliação do potencial de demand response.** Coimbra: [s.n.]. 2011.
7. INE/DGEG. **Inquérito ao Consumo de Energia no Sector Doméstico 2010.** [S.l.]: [s.n.]. 2011.
8. STAMMINGER, R. **Synergy Potencial of Smart Appliances.** D2.3 of WP 2 from the Smart-A project. Bonn: University of Bonn. 2008.
9. DGGE/IP-3E. **Eficiência energética em equipamentos e sistemas eléctricos no sector residencial.** Lisboa: DGGE/IP-3E. 2004.
10. ALMEIDA, A. D. et al. **Residential Monitoring to Decrease Energy Use and Carbon Emissions in Europe.** Coimbra: [s.n.].
11. MOURA, P. et al. **A sustainability assessment of electric vehicles as a personal mobility system.** Energy Conversion and Management. [S.l.]: [s.n.]. 2012. p. 19-30.
12. LINDEN, D.; REDDY, S., T. **Handbook of batteries.** [S.l.]: McGraw-Hill Handbooks. 2002.
13. U.S. DEPARTMENT OF ENERGY. **Electric Vehicle Supply Equipment (EVSE) Test Report:** Eaton. Vehicle Technologies program. [S.l.]: [s.n.].
14. WEILLER, C. **Plug-in hybrid electric vehicle impacts on hourly electricity demand in the United States.** Energy Policy. [S.l.]: [s.n.]. 2011.
15. PEDRASA, M. A.; SPOONER, T. D.; MACGILL, I. F. **Coordinated Scheduling of Residential Distributed Energy Resources to Optimize Smart Home Energy Services.** Transactions on Smart Grid. [S.l.]: IEEE. 2010. p. 134-143.
16. DU, P.; LU, N. **Appliance Commitment for Household Load Scheduling.** IEEE Transactions on Smart Grid. [S.l.]: IEEE. 2011. p. 411-419.
17. PEDRASA, M. A.; SPOONER, E. D.; MACGILL, I. F. **Improved Energy Services Provision through the Intelligent Control of Distributed Energy Resources.** Power Tech Conference. Bucharest: IEEE. 2009. p. 1-8.
18. ALLERDING, F. et al. **Electrical Load Management in Smart Homes Using Evolutionary Algorithms.** Evolutionary Computation. [S.l.]: Springer. 2012. p. 99-110.
19. PEDRASA, M. A.; SPOONER, E. D.; MACGILL, I. F. **Robust Scheduling of Residential Distributed Energy Resources Using a Novel Energy Service Decision-Support Tool.** Innovative Smart Grid. [S.l.]: IEEE. 2011. p. 1-8.
20. PEDRASA, M. A.; SPOONER, T. D.; MACGILL, I. F. **Scheduling of Demand Side Resources Using Binary Particle Swarm Optimization.** Transactions on Power Systems. [S.l.]: IEEE. 2009. p. 1173-1181.

21. ROE, C. et al. **Simulated Demand Response of a Residential Energy Management System**. [S.l.]: IEEE. 2011. p. 1-6.
22. GUDI, N. et al. **Demand Response Simulation Implementing Heuristic Optimization for Home Energy Management**. [S.l.]: IEEE. 2010. p. 1-6.
23. KENNEDY, J.; EBERHART, R. **Particle Swarm Optimization**. Neural Networks. [S.l.]: IEEE. 1995. p. 1942-1948.
24. HASSAN, R.; COHANIM, B.; WECK, O. **A Comparison os a Particle Swarm Optimization and the Genetic Algorithm**. Jet Propulsion. [S.l.]: American Institute of Aeronautics and Astronautics. 2004. p. 1-13.
25. ESMIN, A. **Estudo de Aplicação do Algoritmo de Otimização por Enxame de Partícula da Resolução de Problemas de Otimização Ligados ao SEP**. Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica. [S.l.]: UNIFEI. 2005. p. 2-20.
26. AGNEESSENS, J. et al. The Use of Binary Particle Swarm Optimization to Obtain a Demand Side Management System, 2011. 1-6.
27. TASGETIREN, M.; LIANG, Y.-C. **A Binary Particle Swarm Optimization Algorithm for Lot Sizing Problem**. [S.l.]: Journal of Economic and Social Research. p. 1-20.
28. MELANIE, M. **An Introduction to Genetic Algorithms**. A Bradford Book The MIT Press. Cambridge, Massachusetts London, England: [s.n.]. 1999.
29. TALBI, E.-G. **Metaheuristics**. FROM DESIGN TO IMPLEMENTATION. Hoboken, New Jersey: John Wiley & Sons. 2009.
30. LEE, J.-W.; LEE, D.-H. **Residential Electricity Load Scheduling for Multi-Class Appliances with Time-of-Use Pricing**. Workshop on Smart Grid Communications and Networks. [S.l.]: IEEE. 2011. p. 1194-1198.
31. IWAYEMI, A. et al. **Knowing When to Act: An Optimal Stopping Method for Smart Grid Demand Response**. IEEE Network. [S.l.]: IEEE. 2011. p. 44-49.
32. KENNEDY, J.; EBERHART, R. **Swarm Intelligence**. CA, USA: Morgan Kaufman publishers. 2001.
33. RUFF, L. E. **Economic Principles of Demand Response in Electricity**. [S.l.]: Edison Electric Institute. 2002. p. 2-3.

1. Anexos

Anexo A. Comparação dos algoritmos propostos

a. Cenário 1

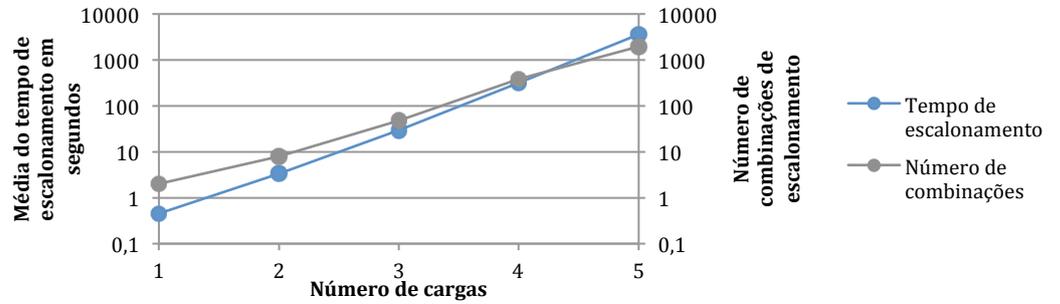


Figura 78 - Tempo de escalonamento do algoritmo baseado em *PSO* e número de combinações (cenário 1)

b. Cenário 3

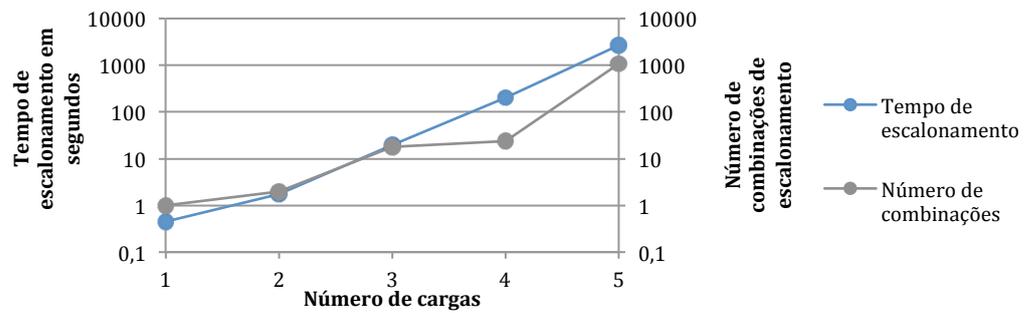


Figura 79 - Tempo de escalonamento do algoritmo baseado em *PSO* e número de combinações (cenário 3)

c. Cenário 5

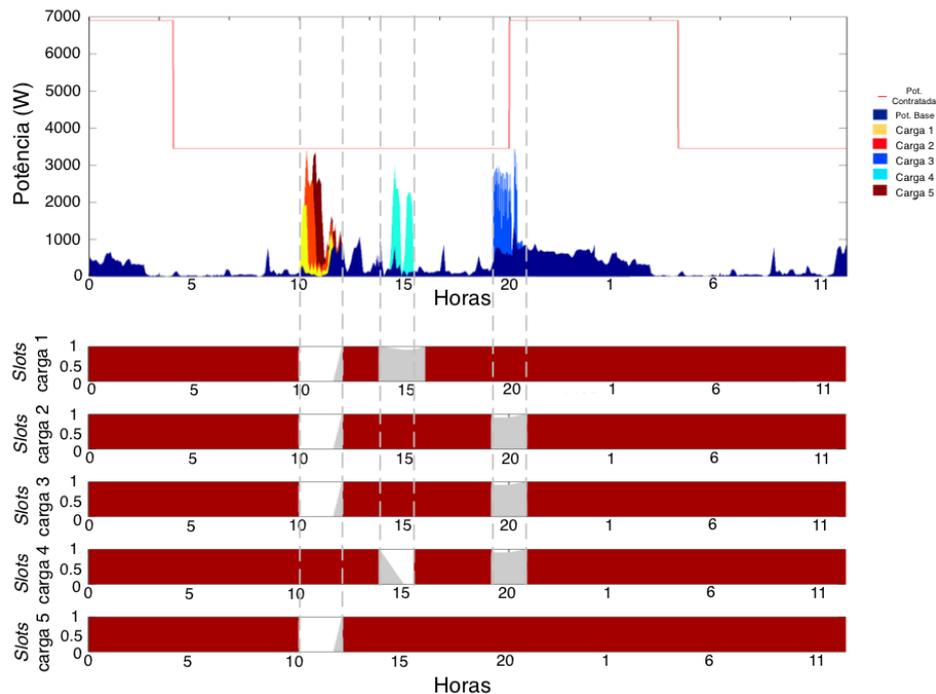


Figura 80 - Exemplo de escalonamento de 5 cargas com o algoritmo baseado em *PSO* (custo da função objectivo: 1,2338) - cenário 5

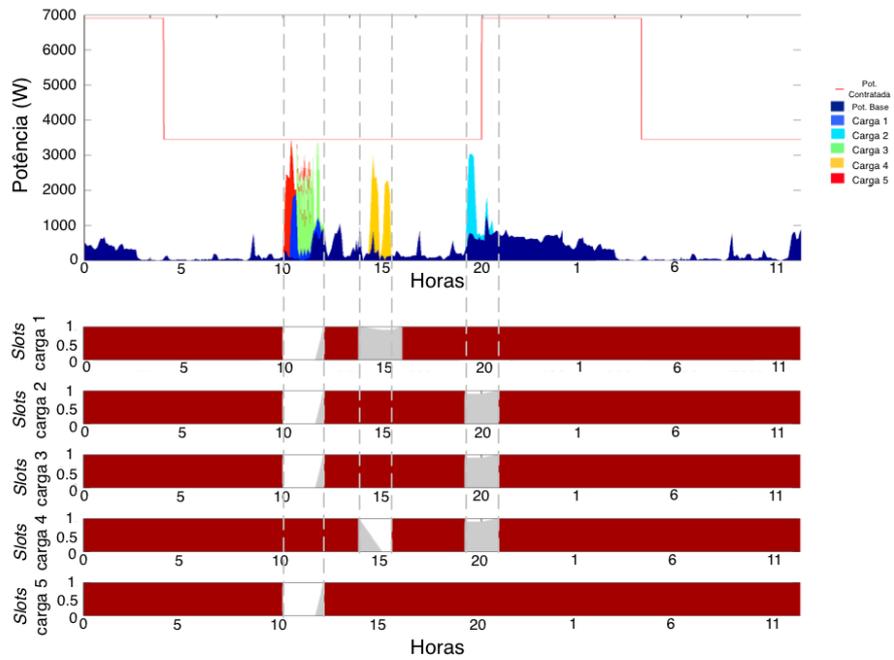


Figura 81 - Exemplo de escalonamento de 5 cargas com o AG (custo da função objectivo: 1,1437) - cenário 5

No escalonamento do cenário 5 para 5 cargas, o escalonamento efectuado através de AG (ver Figura 80) tem a capacidade de alocar ciclos de maior consumo no *slot* de tempo menos penalizado, o que se traduz num custo da função objectivo menor relativamente ao escalonamento efectuado pelo algoritmo baseado em *PSO* (ver Figura 81).

Anexo B. Estudo de caso

a. Cenário 1

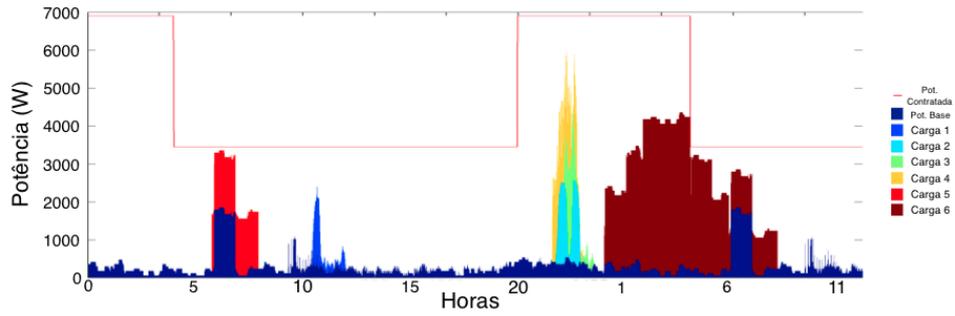


Figura 82 - Exemplo de escalonamento do cenário 1

b. Cenário 2

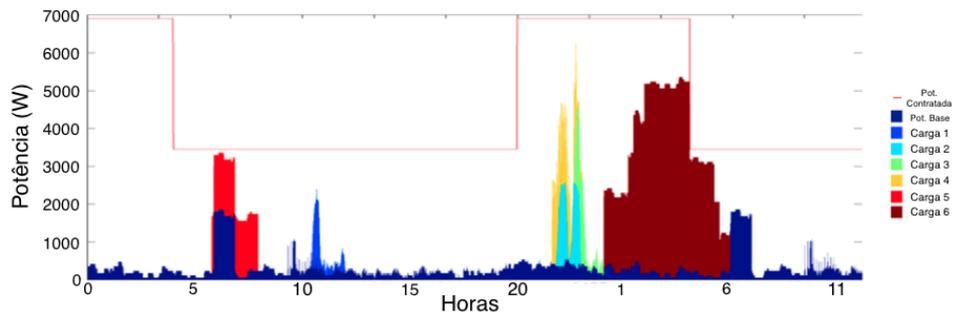


Figura 83 - Exemplo de escalonamento do cenário 2

c. Cenário 3

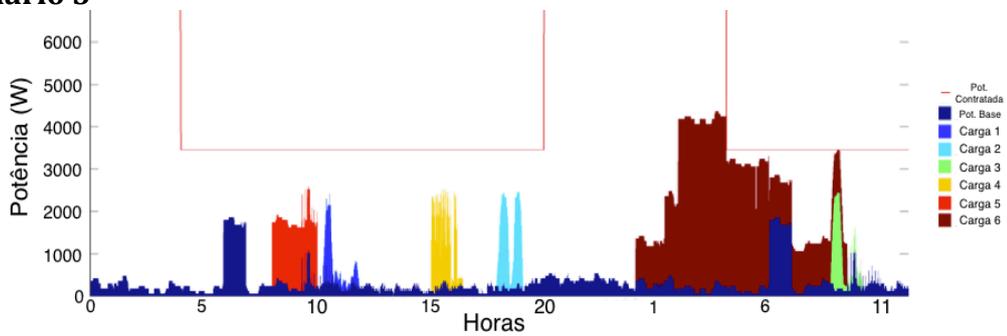


Figura 84 - Exemplo de escalonamento do cenário 3

d. Cenário 4

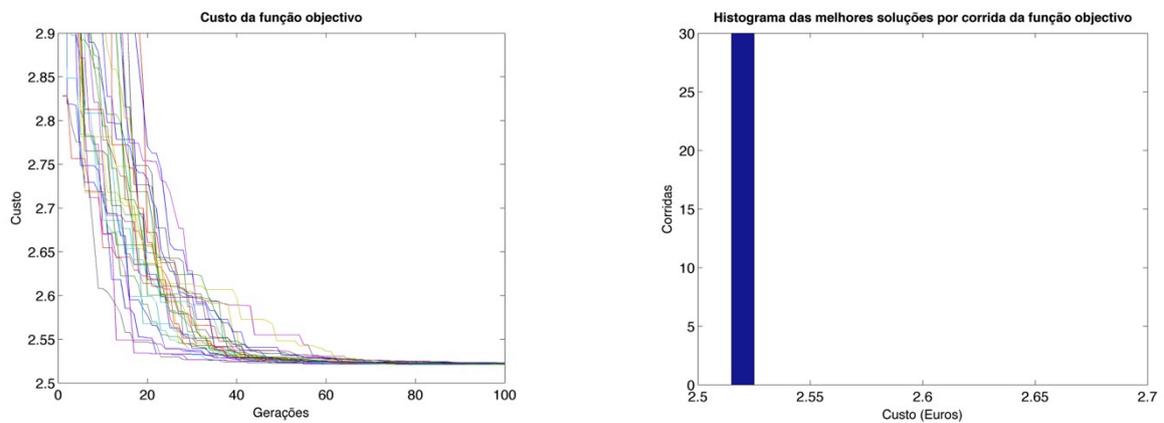


Figura 85 - 200 indivíduos e 100 gerações (cenário 4 - estudo de caso)

e. Cenário 5

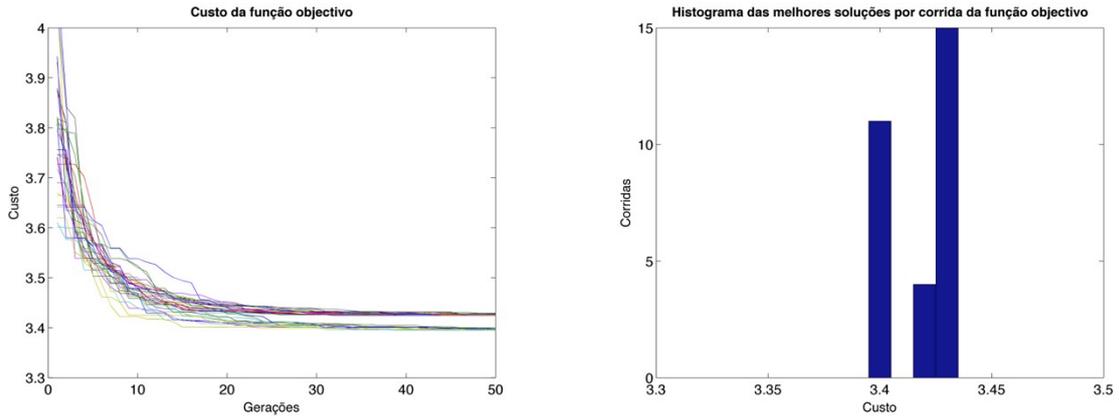


Figura 86 - 100 indivíduos e 50 gerações (cenário 5 - estudo de caso)

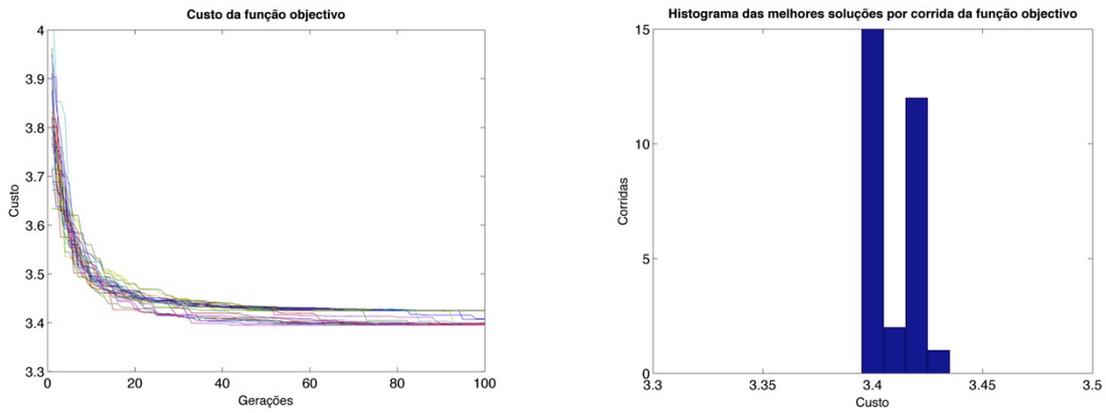


Figura 87 - 200 indivíduos e 100 gerações (cenário 5 - estudo de caso)

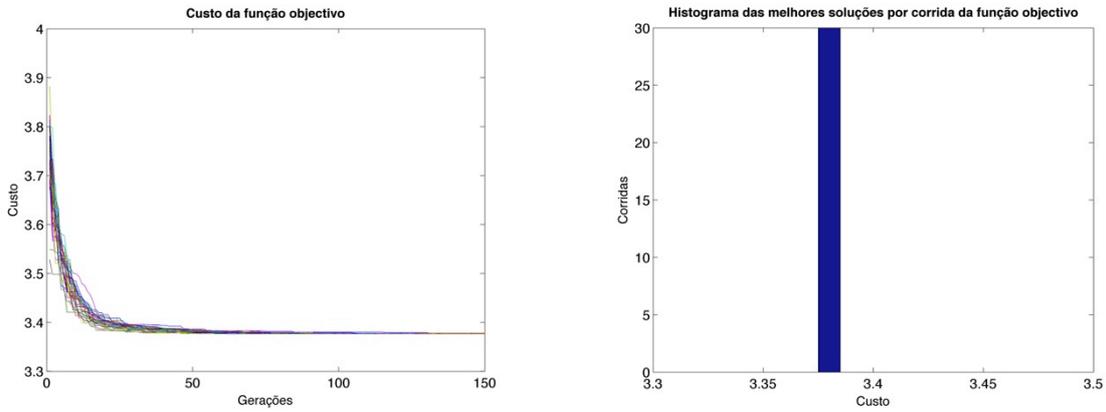


Figura 88 - 300 indivíduos e 150 gerações (cenário 5 - estudo de caso)

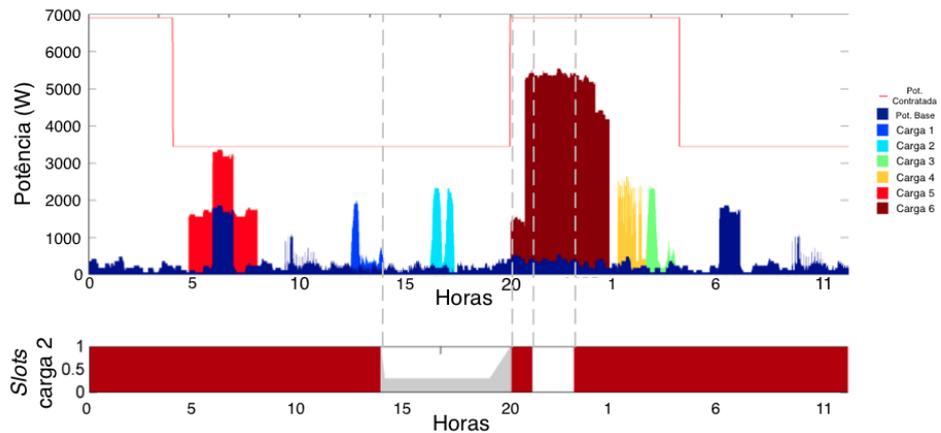


Figura 89 - Exemplo 1 de escalonamento do cenário 5 (maior custo: 3,4245) slots de tempo da carga 2

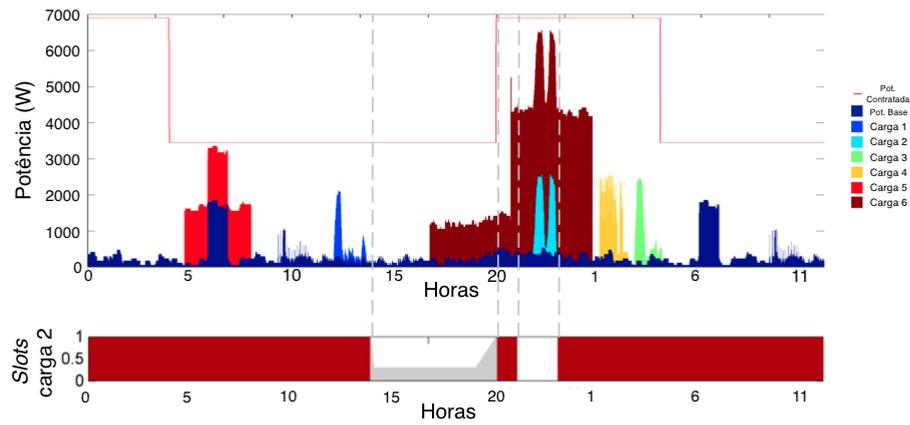


Figura 90 - Exemplo 2 de escalonamento do cenário 5 (menor custo: 3,3952)

f. Cenário 6

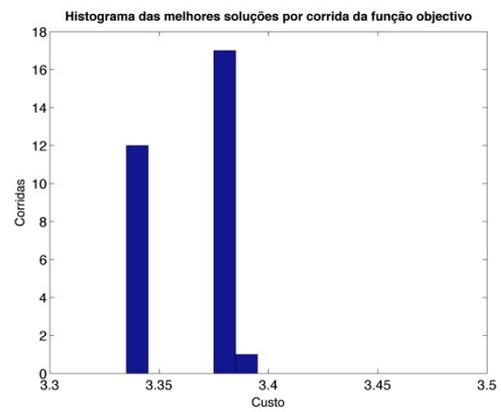
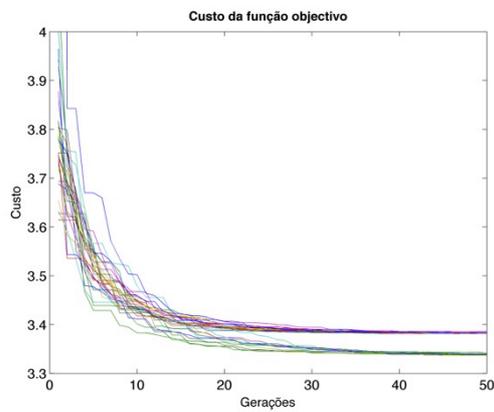


Figura 91 - 100 indivíduos e 50 gerações (cenário 6 - estudo de caso)

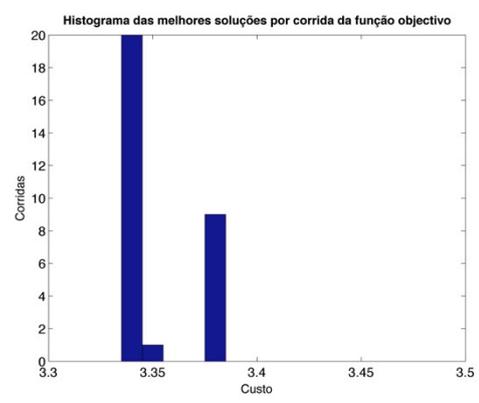
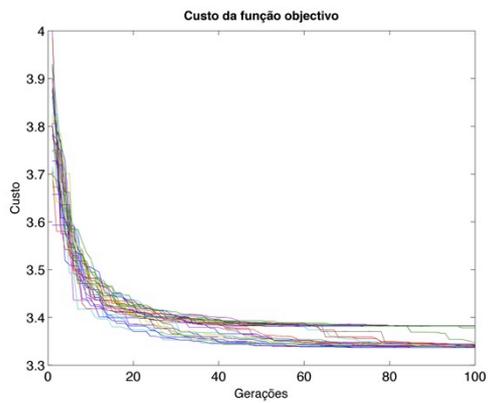


Figura 92 - 200 indivíduos e 100 gerações (cenário 6 - estudo de caso)

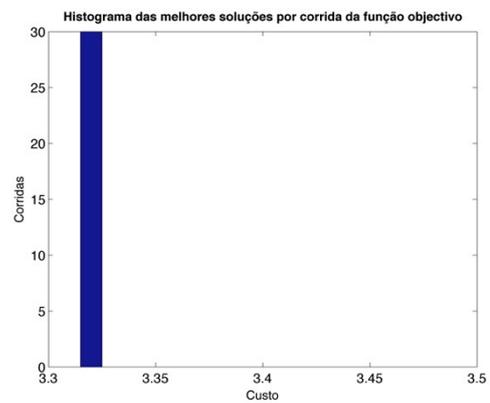
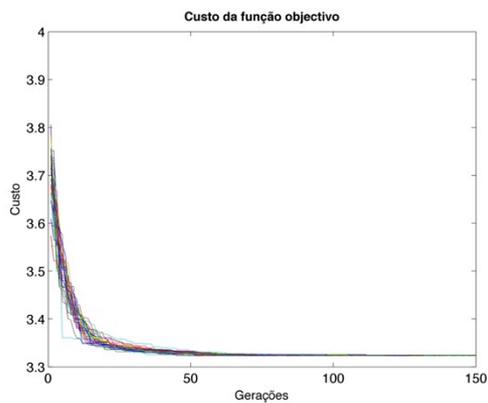


Figura 93 - 300 indivíduos e 150 gerações (cenário 6 - estudo de caso)

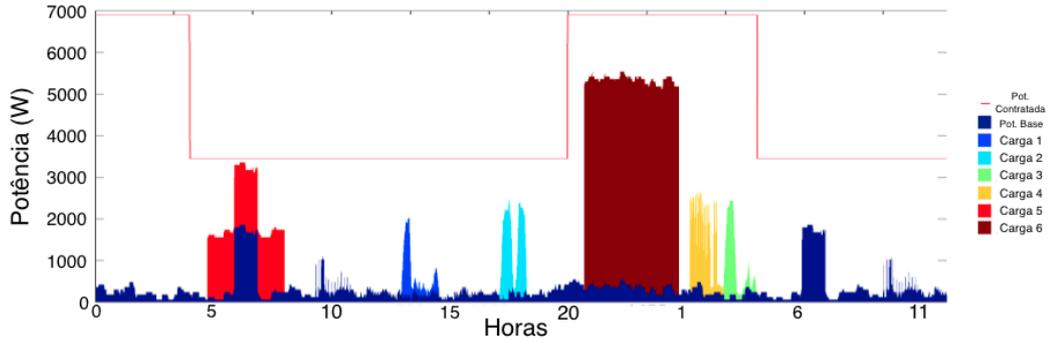


Figura 94 - Exemplo de escalonamento do cenário 6

g. Cenário 7

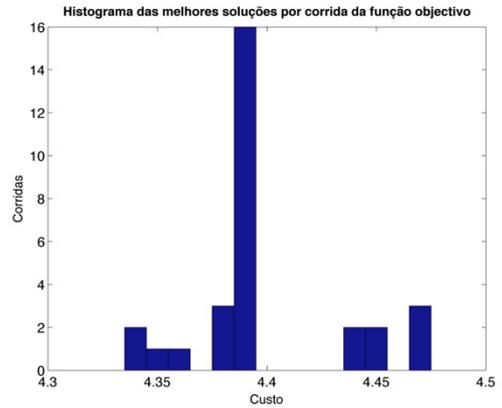
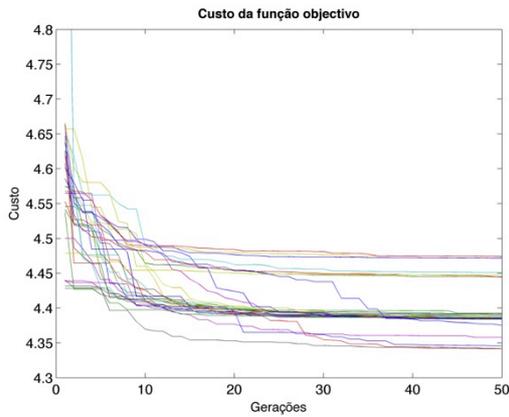


Figura 95 - 100 indivíduos e 50 gerações (cenário 7 - estudo de caso)

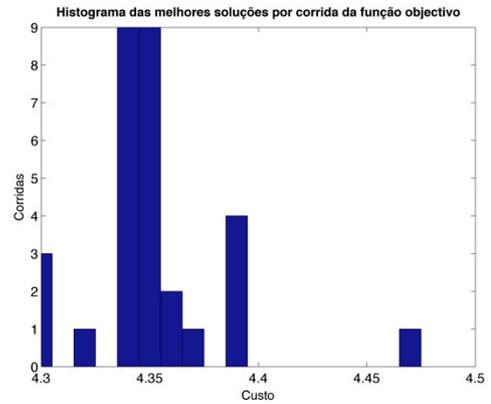
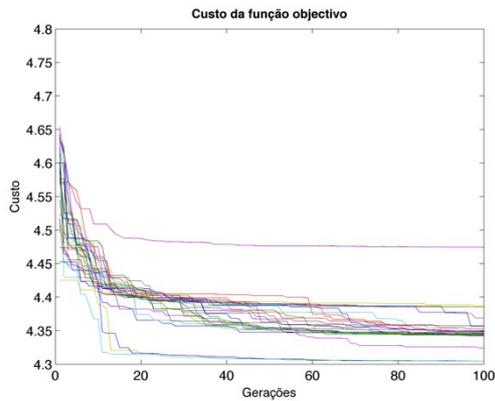


Figura 96 - 300 indivíduos e 100 gerações (cenário 7- estudo de caso)

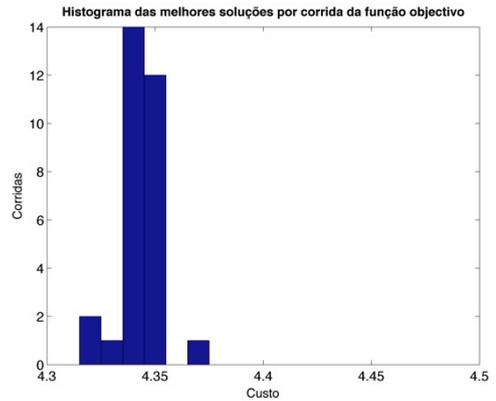
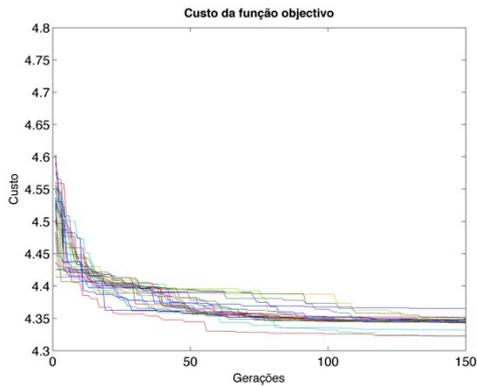


Figura 97 - 300 indivíduos e 150 gerações (cenário 7 - estudo de caso)

h. Cenário 8

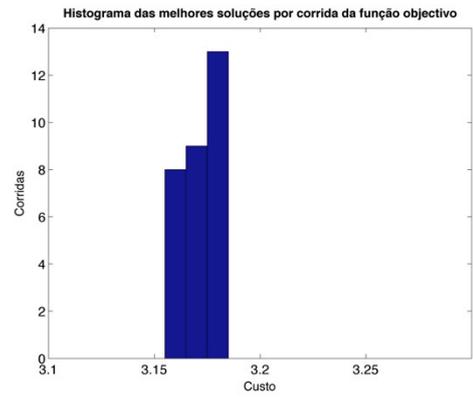
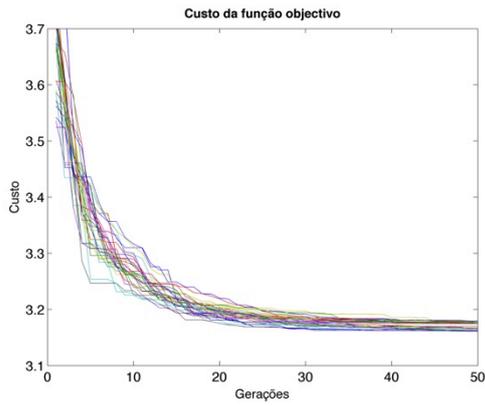


Figura 98 – 100 indivíduos e 50 gerações (cenário 8 – estudo de caso)

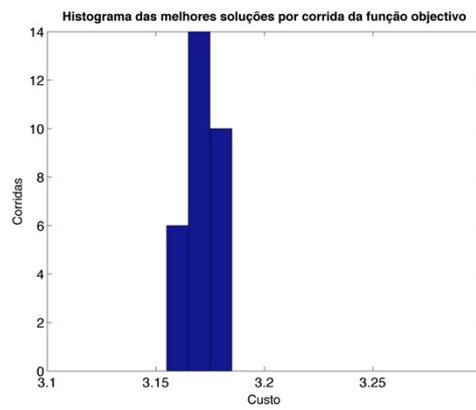
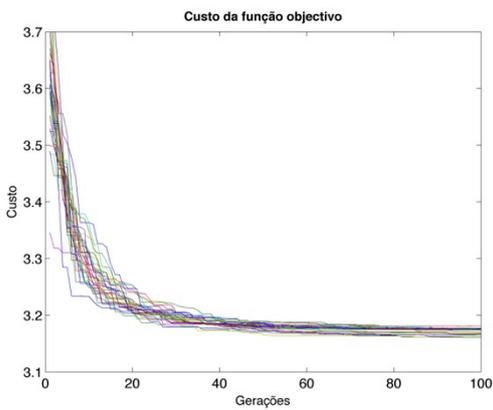


Figura 99 – 200 indivíduos e 100 gerações (cenário 8 – estudo de caso)

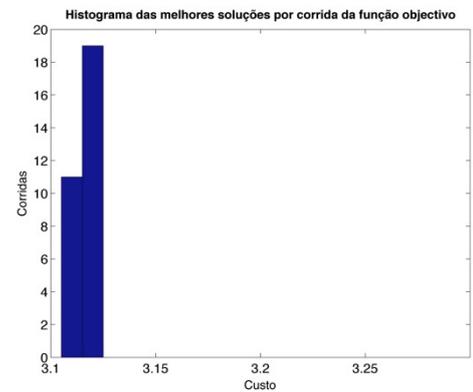
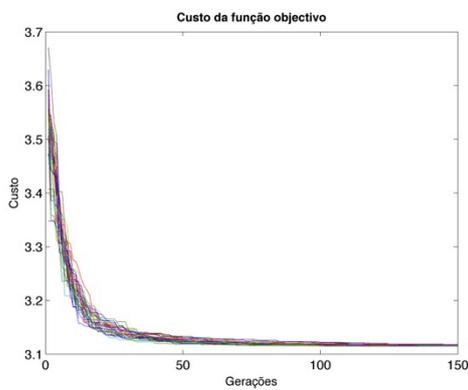


Figura 100 – 300 indivíduos e 100 gerações (cenário 8 – estudo de caso)

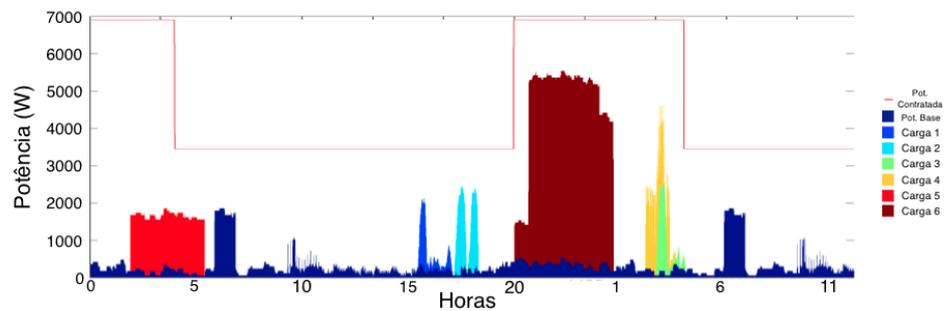


Figura 101 - Exemplo 1 de escalonamento do cenário 8 (maior custo: 3,1753)

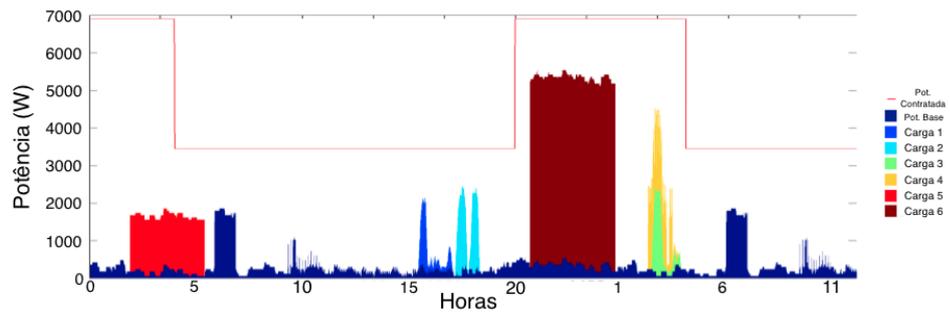


Figura 102 - Exemplo 2 de escalonamento do cenário 8 (menor custo: 3,1147)

Anexo C. Parametrização do AG

a. Variação da taxa de *crossover* sem mutação

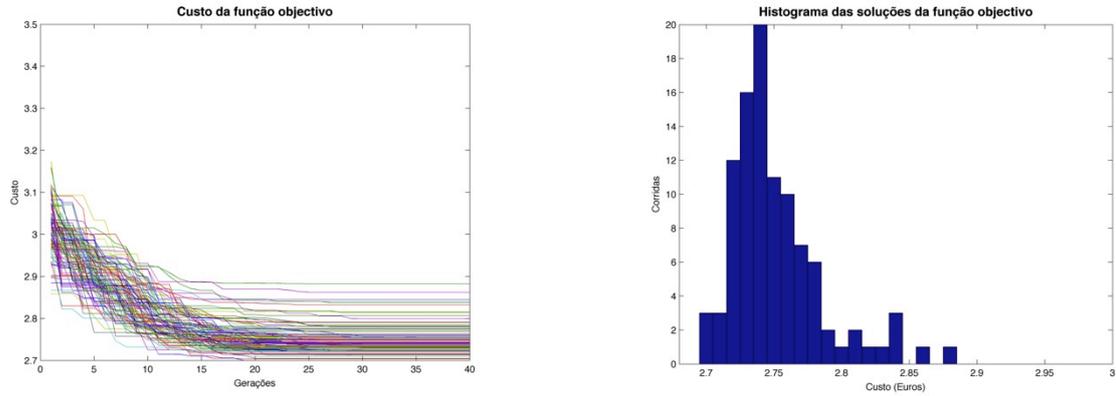


Figura 103 - Taxa de *crossover* 40% (sem mutação)

b. Variação da taxa de mutação

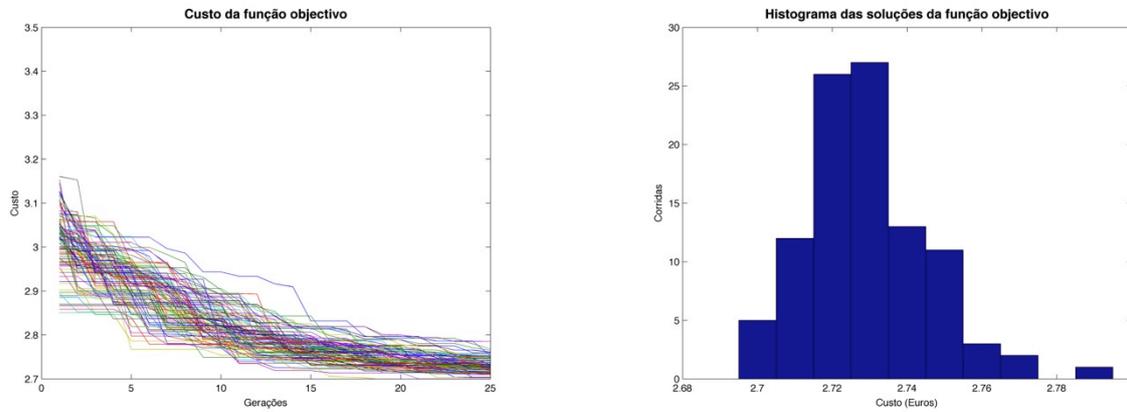


Figura 104 - Taxa de mutação 40%

c. Variação do número de participantes no torneio de selecção

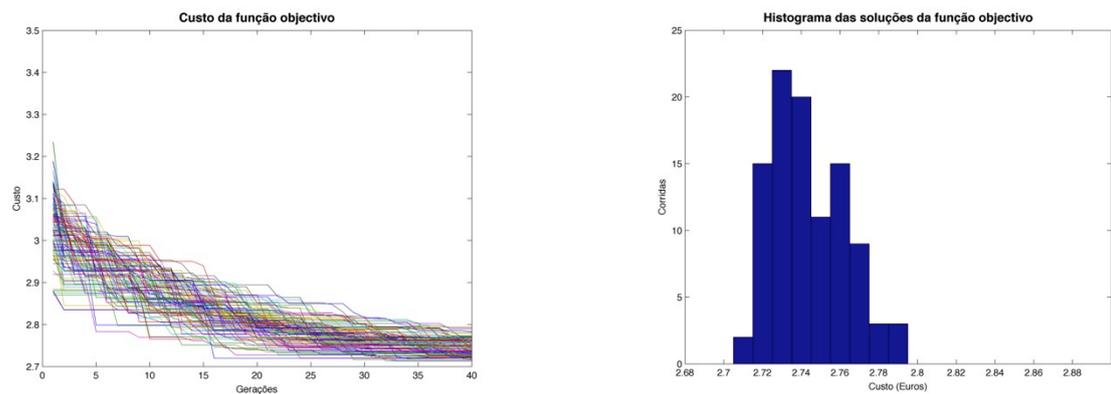


Figura 105 - 2 participantes

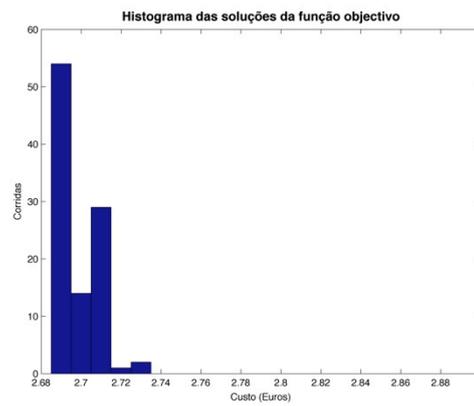
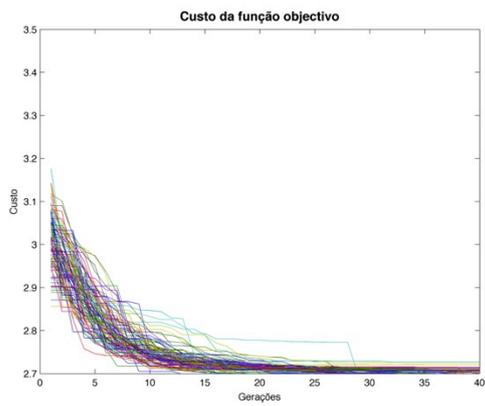


Figura 106 - 7 participantes

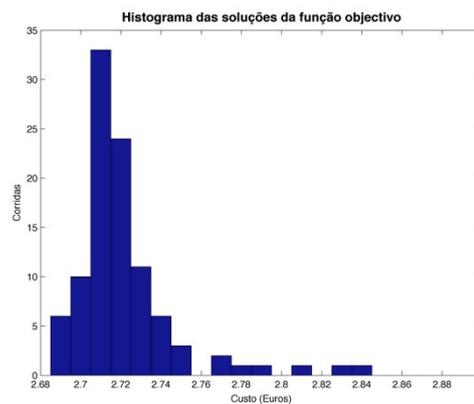
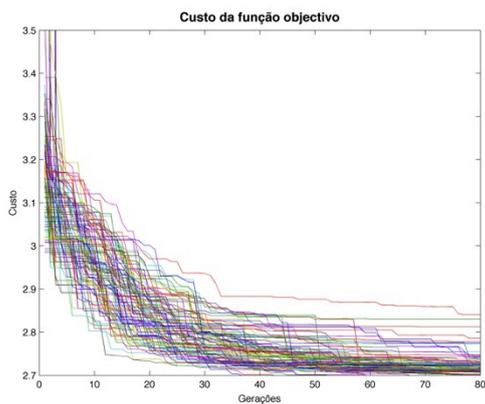


Figura 107 - 2 participantes (20 indivíduos e 80 gerações)

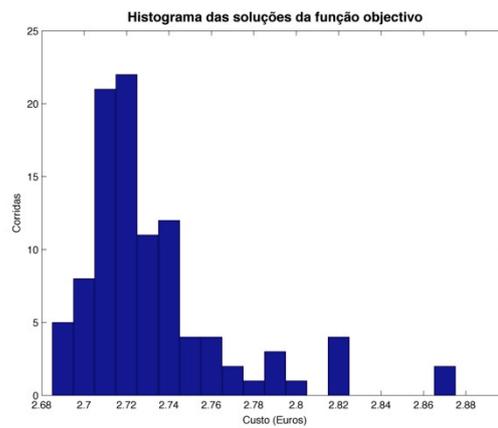
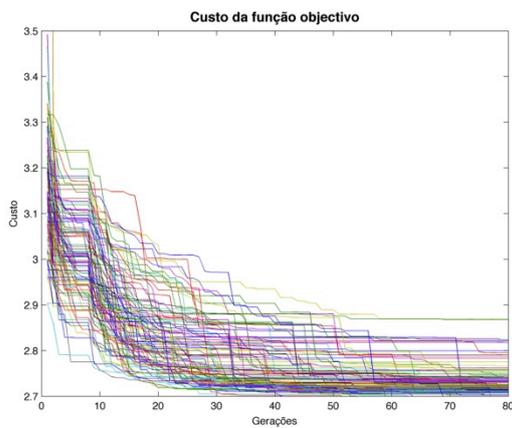


Figura 108 - 7 participantes (20 indivíduos e 80 gerações)

d. Variação do tamanho da população geracional e número de gerações

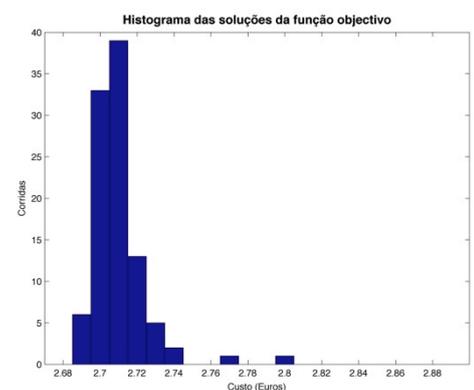
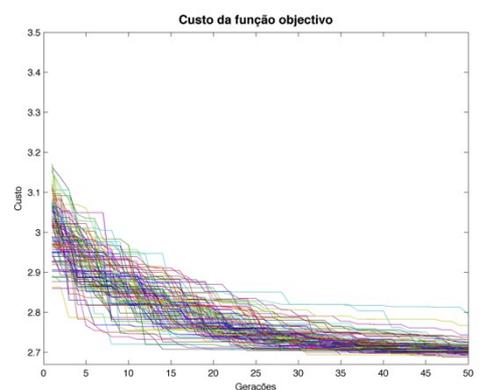


Figura 109 - Caso 3 - 100 indivíduos e 50 gerações

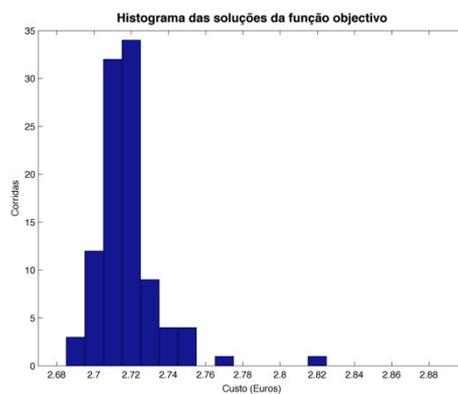
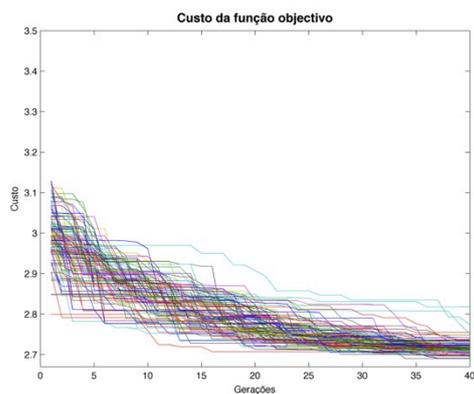


Figura 110 – Caso 4 –124 indivíduos e 40 gerações